



TESIS - KI142502

DETEKSI REGION DENGAN *COMPLETED LOCAL BINARY PATTERN* DAN *COLOR FEATURE* UNTUK SEGMENTASI *EXUDATE* MENGGUNAKAN METODE SALIENCY PADA *RETINA FUNDUS IMAGES*

NAHYA NUR
NRP. 5116201035

DOSEN PEMBIMBING
PROF. IR. HANDAYANI TJANDRASA, M.SC PH.D
NIP: 19490823 197603 2 001

PROGRAM MAGISTER
DEPARTEMEN INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN KOMUNIKASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018



TESIS - KI142502

**REGION DETECTION WITH COMPLETED LOCAL
BINARY PATTERN AND COLOR FEATURE FOR EXUDATE
SEGMENTATION USING SALIENCY METHOD IN RETINA
FUNDUS IMAGES**

**NAHYA NUR
NRP. 5116201035**

**SUPERVISOR
PROF. IR. HANDAYANI TJANDRASA, M.SC PH.D
NIP: 19490823 197603 2 001**

**MASTER PROGRAM
DEPARTMENT OF INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY AND COMMUNICATION
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2018**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom.)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya


oleh:
Nahya Nur
NRP. 5116201035

Dengan judul :
Deteksi Region dengan Completed Local Binary Pattern dan Color Feature
untuk Segmentasi Exudate menggunakan Metode Saliency pada Retina Fundus
Image

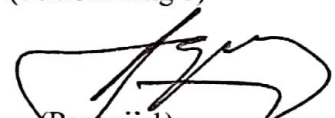
Tanggal Ujian : 23 Juli 2018
Periode Wisuda : September 2018

Disetujui oleh:


Prof.Ir.Handayani Tjandrasa, M.Sc. Ph.D
NIP. 194908231976032001


(Pembimbing 1)

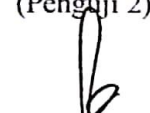
Dr.Agus Zainal Arifin, S.Kom. M.Kom
NIP. 197208091995121001

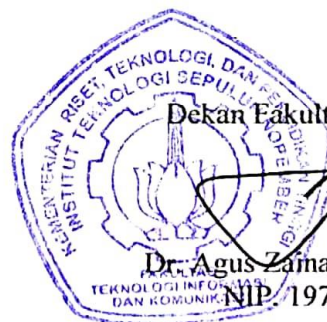

(Penguji 1)

Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom. M.Kom
NIP. 197104281994122001

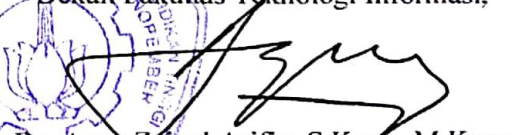

(Penguji 2)

Dr. Eng. Darlis Heru Murti, S.Kom. M.Kom
NIP. 197712172003121001


(Penguji 3)



Dekan Fakultas Teknologi Informasi,


Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom
NIP. 197208091995121001

{Halaman ini sengaja dikosongkan}

Deteksi Region dengan *Completed Local Binary Pattern* dan *Color Feature* untuk Segmentasi *Exudate* menggunakan Metode Saliency pada *Retina Fundus Images*

Nama mahasiswa : Nahya Nur

NRP : 5116201035

Pembimbing I : Prof.Ir.Handayani Tjandrasa, M.Sc, Ph.D

ABSTRAK

Salah satu pertanda awal dari penyakit tersebut adalah munculnya luka berupa *exudates* yang terjadi karena terdapat *lipid* atau lemak bocor pada pembuluh darah abnormal dan bisa menyebabkan kebutaan bila berada di sekitar daerah *macula*. Deteksi dini kemunculan *exudates* diharapkan mampu untuk menurunkan resiko kebutaan terhadap penderita penyakit *diabetic retinopathy*.

Salah satu tantangan dalam proses pendeteksian *exudates* adalah ukuran dari objek tersebut yang cukup kecil dibandingkan keseluruhan *image*. Dalam penelitian ini mengusulkan pendeteksian region atau daerah *exudates* menggunakan *CLBP* dan *color feature* untuk segmentasi *exudates* dengan *saliency method*. Terdapat tiga tahapan utama dalam penelitian ini, yaitu penghapusan *optic disk*, pendeteksian lokasi *exudates*, dan segmentasi *exudates*. Penghapusan *optic disk* dilakukan dengan menggunakan algoritma *midpoint circle*. Pada tahapan pendeteksian lokasi *exudates*, image akan dibagi menjadi sub-sub image yang lebih kecil kemudian diklasifikasikan menjadi *exudates patch* dan *exudate-free patch* berdasarkan fitur yang diperoleh dengan *CLBP* dan *color feature*. Sub image yang diklasifikasikan sebagai *exudates patch* kemudian disegmentasi dengan menggunakan *saliency method* dan renyi entropi thresholding.

Evaluasi metode dilakukan pada dataset *diaretDB1* dengan menghitung nilai akurasi, sensitivity, dan specificity. Metode yang diajukan dapat mendeteksi *exudates* secara lebih akurat dengan rata-rata nilai akurasi 99.63 %, sensitivity 83.23%, dan specificity 99.57%.

Kata kunci: diabetes retinopati, citra fundus, *exudates*, *CLBP*, saliency method, segmentasi.

{Halaman ini sengaja dikosongkan}

Region Detection with Completed Local Binary Pattern and Color Feature for Exudate Segmentation using Saliency Method in Retina Fundus Images

Nama mahasiswa : Nahya Nur

NRP : 5116201035

Pembimbing I : Prof.Ir.HandayaniTjandrasa, M.Sc, Ph.D

ABSTRACT

Diabetic retinopathy is a complication of diabetes that attacks the eye organs. One of the early signs of the disease is the appearance of an exudate wound that occurs because there is lipid or leaked fatty in the abnormal blood vessels and can cause blindness if it appears around the macula. Early detection of exudates is expected to reduce the risk of blindness to diabetic retinopathy patients.

One of the problems in the detection process of exudates is that the size of the object is quite small compared to the overall image. This study proposes to detect the exudate region using CLBP and color feature for segmentation exudates with saliency method. There are three main stages in this research, such as optical disk removal, location detection of exudates, and exudates segmentation. Optical disc removal is done by using midpoint circle algorithm. At the detection stage of the exudates location, the image will be divided into blocks then classified it into exudate patch and exudate-free patch based on features that obtained using CLBP and color features. Sub images that are classified as exudate patch then segmented by using the saliency method and renyi entropy thresholding.

The method evaluation is performed on the diaretDB1 dataset by calculating the accuracy, sensitivity, and specificity values. The proposed method can detect exudates more accurate with the average of accuracy, sensitivity, and specificity value of 99.63%, 83.23% , and 99.57% respectively.

Keywords: diabetes retinopathy, fundus image, exudates, CLBP, saliency method, segmentation.

{Halaman ini sengaja dikosongkan}

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, atas segala rizki, berkah, nikmat serta karunia-Nya yang terlimpahkan kepada penulis, sehingga penulis akhirnya dapat menyelesaikan penelitian dengan judul “Deteksi Region dengan Completed Local Binary Pattern dan Color Feature untuk Segmentasi Exudate menggunakan Metode Saliency pada Retina Fundus Images”.

Penulis juga menyadari bahwa tanpa bantuan dari berbagai pihak, penelitian ini tidak akan terselesaikan dengan hasil seperti sekarang ini. Oleh karena itu pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya, kepada :

1. Allah SWT atas limpahan nikmat iman, islam, kesehatan, waktu, serta berbagai kemudahan yang selalu diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan baik.
2. Keluarga tercinta yang tidak hentinya memberikan doa dan semangat serta nasehat kepada penulis untuk selalu percaya bahwa semua yang sudah menjadi takdir adalah rencana terbaik dari-Nya.
3. Lembaga Pengelola Dana Keuangan (LPDP) yang memfasilitasi banyak hal dalam masa akademik penulis di Teknik Informatika ITS.
4. Ibu Prof.Ir.Handayani Tjandrasa, M.Sc, Ph.D. selaku pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu untuk dengan sangat sabar mendidik, membimbing, serta memberikan dorongan sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan baik.
5. Bapak Dr.Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom., Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom., dan Bapak Dr. Eng. Darlis Heru Murti, S.Kom, M.Kom. selaku dosen penguji yang telah memberikan banyak saran dan arahan agar penulis mampu lebih baik dalam menyelesaikan penelitian.
6. Bapak Waskitho Wibisono, S.Kom., M.Eng. Ph.D., selaku Kaprodi S2 Teknik Informatika ITS Surabaya yang memfasilitasi mahasiswanya untuk belajar di Lab S2 hingga larut dalam rangka menyelesaikan penelitian.
7. Seluruh staf dosen, staf tata usaha dan karyawan perpustakaan Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

8. Kak Ita, Ozzy, Vynska, Mbak Alif, Amel, Mba Eva, dan Mba Ulum yang selalu membantu, menyemangati, dan bersedia untuk direpotkan selama masa akademik penulis.
9. Rekan-rekan S2 Teknik Informatika yang tidak dapat disebutkan satu persatu atas bantuan dan diskusi selama penelitian.
10. Rekan Non TC; Ayu, Rika, Adi, Jasri, Paris, Hasriq, Ari, Aksan, Rahman, dan Erfad yang selalu menyemangati selama masa akademik penulis.
11. Semua pihak yang tidak dapat dituliskan satu per satu oleh penulis, terima kasih banyak atas doa dan dukungannya.

Semoga Allah SWT senantiasa menyayangi, menguatkan, memampukan, dan menunjukan jalan yang terbaik atas semua kebaikan yang telah diberikan. Penulis menyadari bahwa laporan penelitian ini tentunya masih jauh dari kesempurnaan. Oleh sebab itu, saran dan kritik sangat diharapkan untuk perbaikan dimasa yang akan datang. Semoga laporan penelitian ini dapat bermanfaat bagi penulis dan pembaca pada umumnya.

“I dedicate this thesis for my beloved Father. I will make sure that you will always be proud of me.”

Surabaya, Juli 2018

Nahya Nur

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Kontribusi Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	5
BAB 2 DASAR TEORI DAN KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Diabetes Retinopathy	7
2.2 <i>Retinal Fundus Image</i>	7
2.3 Retina	8
2.4 <i>Exudates</i>	8
2.5 <i>Morphological Enhancement</i>	9
2.6 <i>Completed Local Binary Pattern</i>	11
2.7 <i>Color Feature</i>	12
2.8 Segmentasi Citra	14

2.9	<i>Saliency Method</i>	14
2.10	Renyi Entropy Thresholding.....	15
2.11	<i>Mid Point Circle Algorithm</i>	17
BAB 3 METODE PENELITIAN		19
3.1	Studi Literatur	19
3.2	Analisis Masalah dan Desain Sistem	19
3.3	Implementasi Metode	20
3.3.1	Dataset Image	21
3.3.2	Preprocessing.....	22
3.3.3	Penghapusan <i>Optic disk</i>	23
3.3.4	Deteksi Lokasi <i>Exudates</i>	24
3.3.5	Segmentasi <i>Exudates</i>	26
3.4	Evaluasi Kinerja Sistem.....	27
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		31
4.1	Lingkungan Uji Coba.....	31
4.2	Dataset Penelitian	31
4.3	Preprocessing	31
4.4	<i>Optic disk Removal</i>	32
4.5	Deteksi Lokasi <i>Exudates</i>	33
4.5.1	Pembagian Image	33
4.5.2	Data Training.....	34
4.5.3	Ekstraksi Fitur	35
4.5.6	Pengklasifikasian Sub Image.....	39
4.6	Segmentasi <i>Exudate</i>	41
4.6.1	<i>Saliency Method</i>	41
4.6.2	Renyi Entropi Thresholding	41

4.7	Analisa Hasil Penelitian	44
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		53
5.1	Kesimpulan.....	53
5.2	Saran	53
DAFTAR PUSTAKA		54
BIOGRAFI PENULIS		59

{Halaman ini sengaja dikosongkan}

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Retina	9
Gambar 2.2 Kurva histogram.....	13
Gambar 2.3 Ilustrasi saliency map (Achanta et al., 2009)	15
Gambar 3.1 Rancangan Penelitian	19
Gambar 3.2 Rancangan Metode	20
Gambar 3.3 Sampel citra fundus.....	22
Gambar 3.4 Alur preprocessing citra (Dinial & Tjandrasa, 2018).....	22
Gambar 3.5 Flowchart segmentasi <i>optic disk</i> (Tjandrasa et al., 2013)	24
Gambar 3.6 Pengkombinasian fitur <i>CLBP</i> dan fitur warna	25
Gambar 3.7 Skema klasifikasi image.....	26
Gambar 3.8 Tahapan perhitungan saliency map (Achanta et al., 2009)	27
Gambar 3.9 <i>Confusion matrix</i>	28
Gambar 4.1 Sampel dataset penelitian	31
Gambar 4.2 Sampel citra RGB dan <i>L channel</i>	32
Gambar 4.3 <i>Enhanced image</i> pada <i>L channel</i>	32
Gambar 4.4 Penghapusan <i>optic disk</i>	33
Gambar 4.5 Pembagian sub image.....	34
Gambar 4.6 Sampel data training positif	35
Gambar 4.7 Sampel data training negatif.....	35
Gambar 4. 8 Histogram sampel <i>exudate patch</i>	37
Gambar 4.9 Histogram sampel <i>exudate-free patch</i>	38
Gambar 4.10 Sampel hasil klasifikasi <i>exudate patch</i> yang terdeteksi benar	39
Gambar 4.11 Sampel hasil klasifikasi <i>exudate-free patch</i> yang salah	40
Gambar 4.12 Sampel hasil klasifikasi <i>exudate-free patch</i> yang terdeteksi benar.....	40
Gambar 4.13 Sampel hasil klasifikasi <i>exudate patch</i> yang salah.....	40
Gambar 4.14 <i>Salient image</i>	41
Gambar 4.15 Hasil akhir proses segmentasi	44
Gambar 4.16 Grafik perbandingan akurasi	49
Gambar 4.17 Grafik perbandingan sensitivity	50
Gambar 4.18 Grafik perbandingan specificity	51

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 hasil segmentasi blok	42
Tabel 4.2 Tabel hasil penelitian	45
Tabel 4.3 Tabel perbandingan hasil evaluasi berdasarkan tahapan segmentasi.....	47
Tabel 4.4 Perbandingan hasil evaluasi berdasarkan ukuran blok	48
Tabel 4.5 Tabel perbandingan hasil evaluasi berdasarkan fitur	49

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

Bab ini berisi uraian mengenai beberapa hal dasar dalam pembuatan proposal penelitian yang meliputi latar belakang penelitian, dilanjutkan dengan formulasi rumusan permasalahan, batasan permasalahan, uraian kontribusi serta manfaat penelitian.

1.1 Latar Belakang

Diabetes adalah penyakit kronis yang terjadi, baik saat pankreas tidak menghasilkan cukup insulin atau bila tubuh tidak dapat secara efektif menggunakan insulin yang dihasilkannya. Hal tersebut diindikasikan dengan kadar gula darah yang tinggi. Berdasarkan data WHO, pada tahun 2014, 8,5% orang dewasa yang berusia 18 tahun ke atas menderita diabetes dan pada tahun 2012 diabetes merupakan penyebab langsung 1,5 juta kematian dan 2,2 juta kematian lainnya disebabkan oleh kadar glukosa darah tinggi (www.who.int). Hiperglikemia, atau kenaikan gula darah, merupakan efek umum diabetes yang tidak terkontrol dan seiring berjalannya waktu dapat menyebabkan kerusakan serius pada organ vital, seperti mata, ginjal, saraf, dan sistem kardiovaskular. 2,6% kebutaan global dapat dikaitkan dengan penyakit diabetes. Salah satu komplikasi penyakit diabetes yang menyerang organ mata adalah diabetes retinopati (Tjandrasa & A, 2016).

Pertanda awal dari penyakit diabetes retinopati dapat diketahui apabila terdapat luka pada retina seperti *microneurysms*, *hemorrhages*, dan *exudates*. *Microaneurysms* terjadi karena pelebaran dari pembuluh kapiler retina dan muncul sebagai titik-titik bulat kecil merah dan gelap. *Hemorrhages* terjadi karena terdapat kebocoran darah pada pembuluh-pembuluh darah di area retina. *Exudates* terjadi karena terdapat *lipid* atau lemak bocor pada pembuluh darah yang abnormal. Semakin bertambahnya area perkembangan luka tersebut menandakan bahwa penyakit sudah semakin parah. Jika tidak segera ditangani, penglihatan penderita penyakit tersebut berangsur-angsur akan memburuk bahkan dapat mengakibatkan terjadinya kebutaan. The World Diabetes Foundation

memperkirakan bahwa lebih dari 438 juta orang akan menderita penyakit diabetes retinopati pada tahun 2030 (Q. Liu et al., 2017).

Exudates yang merupakan salah satu pertanda awal dari penyakit diabetes retinopati sangat berbahaya jika telah terjadi pada daerah *macula* yang merupakan area yang paling sensitif pada retina. Jika hal tersebut terjadi, maka resiko kebutaan pasien akan semakin meningkat. Secara visual, *exudates* memiliki karakteristik berwarna putih kekuning-kuningan dengan berbagai ukuran, bentuk dan lokasi. Kadang terlihat secara individual, atau berkelompok. Dari segi intensitas, *exudates* hampir menyerupai *optic disk*, akan tetapi jika dilihat secara ukuran, *exudates* memiliki ukuran yang lebih kecil dibandingkan *optic disk* (Kauppi et al., 2007).

Proses diagnosa secara konvensional dilakukan untuk menganalisa kelainan yang terdapat pada *retinal fundus image*. Diagnosa tersebut membutuhkan waktu yang cukup lama dan keakuratan pengukuran sepenuhnya tergantung pada pengalaman ophthalmologist (Win & Choomchuay, 2017). Penanganan dini dapat meminimalkan kemungkinan terjadinya kebutaan sehingga kecepatan dan ketelitian dalam mendeteksi *exudates* menjadi sangat penting. Pendeteksian *exudates* secara otomatis dengan melakukan analisa terhadap *retinal fundus image* diharapkan dapat menjadi solusi atas permasalahan tersebut.

Beberapa penelitian sebelumnya yang bertujuan untuk melakukan segmentasi pada *exudates* diantaranya dilakukan oleh (Harangi & Hajdu, 2014) yang mengusulkan metode segmentasi dengan menggunakan beberapa metode preprocessing dan proses morfologi untuk ekstraksi kandidat kemudian menerapkan metode *active contour* untuk proses segmentasinya. Langkah terakhir dengan menerapkan *region-wise classifier* untuk menghapus kandidat *exudates* yang salah. Penelitian lain dilakukan oleh (Banerjee & Kayal, 2016) yang mengusulkan penggunaan kombinasi metode mean shift dan normalized cut untuk mengatasi masalah oversegmentasi terhadap *exudates* pada citra retina. Kedua metode tersebut melakukan segmentasi *exudates* terhadap citra secara keseluruhan.

Penelitian selanjutnya oleh (Q. Liu et al., 2017) mengusulkan *framework* baru yang menekankan pada karakteristik dari segi ukuran *exudates* yang terbilang

cukup kecil apabila dibandingkan dengan keseluruhan citra. Hal tersebut menjadi tantangan tersendiri pada proses segmentasi *exudates*. Dalam penelitian tersebut mengusulkan untuk membagi citra menjadi blok-blok citra yang lebih kecil. Blok-blok tersebut kemudian akan diklasifikasikan menjadi *exudates patch* dan *exudate-free patch* berdasarkan fitur yang diekstraksi menggunakan metode *Completed Local Binary Pattern (CLBP)*. *Exudates patch* yang diasumsikan sebagai blok yang mengandung *exudates* kemudian akan diproses lebih lanjut pada proses segmentasi. Hasil pendeteksian *exudates* dengan metode tersebut cukup bagus ditandai dengan hasil pengukuran tingkat akurasi segmentasi yang mencapai 89%. Akan tetapi, metode yang digunakan untuk memperoleh fitur dari blok-blok citra masih memiliki kekurangan yang cukup berpengaruh pada saat mengklasifikasikan blok-blok tersebut. Fitur yang diperoleh melalui metode *CLBP* masih dapat dikembangkan dengan melakukan kombinasi terhadap fitur warna.

Exudates memiliki warna yang unik dibandingkan dengan background pada *retinal fundus image* dapat menjadi salah satu keuntungan dalam proses pendeteksian. Penelitian mengenai penggunaan fitur warna pernah diajukan oleh (Roy & Mukherjee, 2013) yang menekankan bahwa komponen warna merupakan fitur yang sangat menonjol sehingga cukup berpengaruh untuk pendeteksian objek pada suatu citra. Penggabungan antara fitur tekstur dan fitur warna pernah dilakukan oleh (Kavitha, 2016) untuk mendeteksi melanoma dan (P. Liu et al., 2017) untuk mengklasifikasikan gambar. Dengan mempertimbangkan fitur warna dan dikombinasikan dengan metode *CLBP* diharapkan dapat mendeteksi blok yang mengandung *exudates* secara lebih akurat.

Dalam *computer vision*, metode saliency juga menjadi metode yang cukup handal dalam mendeteksi objek. Metode tersebut memaksimalkan visualisasi piksel yang memiliki kualitas intensitas yang unik dibandingkan dengan piksel-piksel lainnya. Penelitian yang menggunakan metode tersebut diantaranya (Achanta et al., 2009) dan (Wei, Wen, Zhu, & Sun, 2012) untuk segmentasi gambar dan pendeteksian objek. Penggunaan metode ini dalam proses pendeteksian *exudates* dianggap cukup efektif mengingat karakteristik intensitas yang dimiliki dari objek tersebut.

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka pada penelitian ini mengusulkan segmentasi *exudates* dengan memfokuskan pada area-area tertentu pada citra yang mengandung *exudates*. Pendeteksian area yang mengandung *exudates* dilakukan dengan menggunakan kombinasi metode *CLBP* dan *color feature* kemudian dilanjutkan dengan proses segmentasi dengan menetapkan *threshold* pada *salient image* yang diperoleh menggunakan metode *saliency*.

Diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan pengklasifikasian blok image yang lebih efektif sehingga hasil akurasi pada proses segmentasi juga akan meningkat.

1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menghapus struktur anatomi berupa *optic disk* pada *retinal fundus image*?
2. Bagaimana mendeteksi lokasi kemunculan *exudates* pada *retinal fundus image*?
3. Bagaimana melakukan segmentasi *exudates* pada blok citra yang mengandung *exudates*?
4. Bagaimana menghitung kinerja sistem?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan pada latar belakang yang dibahas dalam penelitian ini memiliki beberapa batasan, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan diambil secara online dari database fundus *DiaretDB1*.
2. Setiap citra bertipe png dengan ukuran 1500 x 1152.
3. Menggunakan Matlab versi 2016.a.

1.4 Kontribusi Penelitian

Kontribusi penelitian ini adalah untuk mengembangkan metode pengklasifikasian blok citra dengan menggunakan kombinasi metode *CLBP* dan *color feature*. Setelah itu dilanjutkan dengan proses segmentasi *exudates* dengan

menetapkan threshold pada *salient image* yang diperoleh menggunakan metode *saliency*.

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan menggunakan kombinasi metode *CLBP* dan *color feature information* diharapkan mampu mengidentifikasi area yang mengandung *exudates* sehingga proses segmentasi dengan menerapkan metode *saliency* menjadi lebih akurat.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Bab 1. Pendahuluan

Memaparkan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, kontribusi penelitian, tujuan dan manfaat penelitian.

Bab 2. Kajian Pustaka dan Dasar Teori

Menjelaskan tentang metode yang digunakan dan teori- teori pendukung dalam penelitian.

Bab 3. Metodologi Penelitian

Memaparkan dan menjelaskan tentang desain sistem serta metode yang diterapkan pada segmentasi *retinal fundus image* yang terdapat *exudates*.

Bab 4. Uji Coba dan Analisis Hasil

Memaparkan uji coba dan menjelaskan analisis hasil kinerja algoritma segmentasi *retinal fundus image* yang mengandung *exudates*.

Bab 5. Kesimpulan

Menguraikan kesimpulan yang diambil berdasarkan hasil dari penelitian yang telah diperoleh.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 2

DASAR TEORI DAN KAJIAN PUSTAKA

Bab ini merupakan pembahasan dari referensi terkait yang telah dilakukan dalam menyelesaikan permasalahan sesuai dengan uraian pada latar belakang. Bab ini berisi penjabaran mengenai teori-teori yang diterapkan pada metode yang diusulkan.

2.1 Diabetes Retinopathy

Diabetes retinopati merupakan salah satu komplikasi akibat penyakit diabetes yang menyerang organ mata. Penyakit tersebut merupakan penyakit vaskuler retina yang paling sering terjadi. Penyakit ini merupakan penyebab utama kebutaan yang umumnya terjadi pada orang dewasa pada umur 30 hingga 60 tahun. Resiko diabetes retinopati terkait banyak faktor, termasuk jenjang waktu seseorang menderita diabetes serta tingkat pengendalian diabetes. Faktor tambahan lainnya, yaitu hipertensi tidak terkontrol, hiperlipidemia, cairan intravaskuler yang berlebihan, penyakit ginjal, anemia, serta kehamilan.

Gejala subjektif yang dapat ditemui terkait penyakit ini adalah kesulitan membaca, penglihatan kabur, penglihatan tiba-tiba menurun pada satu mata, melihat lingkaran-lingkaran cahaya, melihat bintik gelap, dan cahaya kelap-kelip. Sedangkan tanda yang dapat ditemukan pada retina diantaranya *microaneurysms*, pendarahan dalam bentuk titik dan bercak, dilatasi pembuluh darah, *hard exudate*, dan *cotton wool spot* (Hakim, 2014).

2.2 Retinal Fundus Image

Retinal fundus image adalah foto retina yang berupa citra digital dengan pembesaran tinggi yang bertujuan untuk menampilkan detail-detail retina dan mendokumentasikan kondisi retina (Fraz et al., 2012). *Retinal fundus image* diambil menggunakan kamera fundus atau kamera retina. Kamera fundus merupakan sebuah mikroskop berdaya rendah yang disertai kamera dengan desain untuk mengambil citra permukaan bagian dalam mata termasuk retina, lensa mata, syaraf optik, *macula*, dan sebagainya. Kamera fundus digunakan oleh para ahli

untuk memonitor perkembangan suatu penyakit, diagnosa penyakit, atau dalam program screening dimana foto tersebut nantinya akan dianalisis (Hakim, 2014).

2.3 Retina

Retina adalah selapis tipis sel yang terletak pada bagian belakang mata manusia. Retina merupakan bagian mata yang mengubah cahaya menjadi sinyal syaraf. Retina memiliki sel fotoreseptor (rods dan cones) yang menerima cahaya. Sinyal yang dihasilkan kemudian mengalami beberapa proses yang dilakukan oleh neuron retina yang lain dan diubah menjadi aksi potensial pada sel ganglion retina. Retina tidak hanya mendeteksi cahaya, melainkan juga memainkan peranan penting dalam persepsi visual.

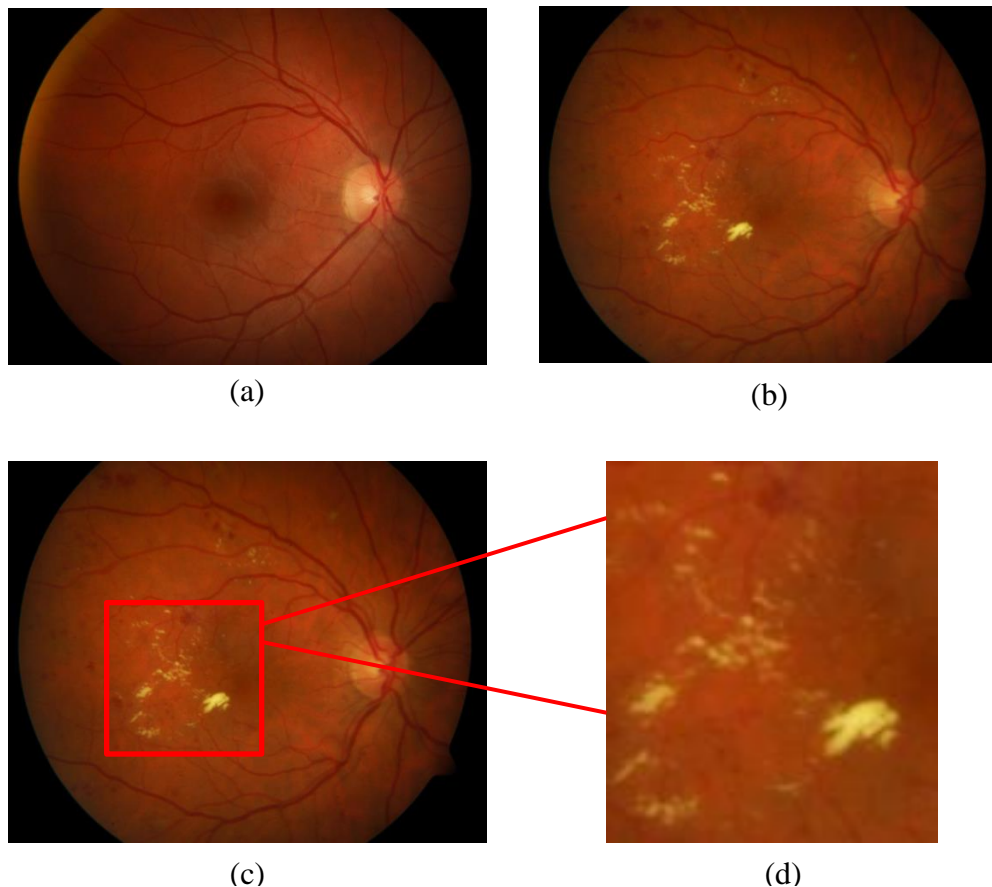
Struktur retina manusia adalah 70% seperti bola dengan diameter sekitar 22 mm. Pada bagian tengah retina terdapat cakram optik yang dikenal sebagai bintik buta (*blind spot*) karena tidak adanya fotoreseptor di daerah itu.

Optic disk atau pusat syaraf pada retina merupakan daerah pada mata tempat syaraf mata memasuki retina dan merupakan pertemuan seluruh syaraf mata. *Optic disk* juga merupakan referensi dari fitur-fitur lain dalam citra fundus. Untuk keberhasilan dalam pendeteksian anomali atau kelainan pada mata, seringkali diperlukan untuk memisahkan anatomi normal. Deteksi *optic disk* merupakan salah satu langkah penting dalam sistem diagnosa diabetes retinopati secara otomatis. Deteksi *optic disk* diperlukan untuk membedakannya dengan *bright lesion (exudates)* yang memiliki kemiripan karakteristik visual dengan *optic disk* (Kaur & Mittal, 2017).

2.4 Exudates

Exudates merupakan salah satu tanda seseorang menderita diabetes retinopati. *Exudates* muncul ketika terdapat lipid atau lemak yang bocor pada pembuluh darah abnormal atau *aneurysms*. *Exudates* dapat menyebabkan kehilangan penglihatan yang parah ketika terjadi pada wilayah yang paling sensitif dibagian tengah mata atau *macula*. Oleh karena itu, *exudates* tersebut perlu dipantau dan ditangani untuk menghindari kerusakan pada ketajaman visual pasien. Dari inspeksi visual, *exudates* muncul dalam warna putih atau kekuning-

kuningan dengan berbagai macam ukuran, bentuk, dan lokasi. Kadang terlihat secara individual maupun berkelompok. *Exudates* juga memiliki intensitas warna yang menyerupai *optic disk* pada retina dengan ukuran yang lebih kecil (Hakim, 2014). Contoh gambar retina ditunjukkan pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Retina. (a) tanpa *exudates*, (b) dengan *exudates*, (c) fokus *exudates*, (d) *zoom-in exudates*.

2.5 Morphological Enhancement

Morphological enhancement pada dasarnya merupakan metode perbaikan citra dengan menggunakan transformasi *top-hat* dan *bottom-hat*. *Top-Hat Transform* pada metode perbaikan citra ini akan mencerahkan objek dengan intensitas warna yang terang. *Top-Hat Transform* didefinisikan sebagai perbedaan (*difference*) antara citra *input* dan hasil *opening* citra *input* tersebut oleh suatu *structuring element*. *Structuring element* merupakan salah satu bagian yang sangat penting dalam operasi morfologi citra dengan matriks *biner* yang

bernilai 1 dan 0 dengan bentuk dan ukuran tertentu. Titik tengah pada *structuring element* disebut dengan *origin* yang menjadi pusat matriks *structuring element*. Bentuk *structuring element* bermacam-macam yaitu *diamond, disk, line, octagon, rectangle, square, cube, cuboid, sphere, dan arbitrary*.

Mengkombinasikan pengurangan citra dengan *opening* dan *closing* akan menghasilkan transformasi *top-hat* dan *bottom-hat*. Operasi *opening* berguna untuk menghaluskan kontur objek dan menghilangkan seluruh piksel di area yang terlalu kecil untuk ditempati oleh *structuring element* sedangkan operasi *closing* berguna untuk menghaluskan kontur dan menghilangkan lubang-lubang kecil.. Transformasi *top-hat* citra *grayscale f* didefinisikan sebagai *f* dikurangi hasil *opening*

$$T_{hat}(f) = f - (f \circ b) \quad (2.1)$$

Sedangkan transformasi *bottom-hat* didefinisikan sebagai *closing f* dikurangi dengan *f*

$$B_{hat}(f) = (f \bullet b) - f \quad (2.2)$$

Satu aplikasi pokok dari transformasi ini adalah menghilangkan objek dari citra dengan menggunakan strel dari operasi *opening* dan *closing* dimana objek tidak boleh dilepaskan. Perbedaan dari kedua operasi adalah citra dimana hanya terdapat sisa dari komponen yang dibuang. Transformasi *top-hat* digunakan untuk objek terang pada *background* gelap, sedangkan transformasi *bottom-hat* digunakan untuk objek gelap pada *background* terang. Untuk alasan ini, nama *white top-hat* dan *black top-hat* sering digunakan mereferensikan kedua transformasi tersebut.

Penggunaan penting dari transformasi *top-hat* adalah memperbaiki efek *illumination* yang tidak *uniform*, karena *illumination* yang baik (*uniform*) memainkan peran penting dalam proses pengekstrakan objek dari *background*. Proses ini yang disebut dengan *segmentation*.

Perbaikan citra dilakukan dengan pengurangan *Top-hat* dan *Bottom-Hat*, sebagaimana Persamaan 2.3.

$$f1 = I + T_h(f) - B_{hat}(f) \quad (2.3)$$

2.6 Completed Local Binary Pattern

Completed local binary pattern (CLBP) merupakan salah satu pengembangan dari metode *local binary pattern (LBP)*. Metode *CLBP* pertama kali diperkenalkan pada tahun 2010 (Guo, Zhang, & Zhang, 2010) sebagai salah satu metode ekstraksi fitur pada citra. Pada metode *CLBP* terdapat tiga operator yaitu *CLBP_Center (CLBP_C)*, *CLBP_Sign (CLBP_S)*, dan *CLBP_Magnitude (CLBP_M)*.

LBP menyimpan informasi *local structure* pada gambar (Ojala, 2002). Jika terdapat sebuah piksel pada sebuah citra, maka kode *LBP* dapat dihitung dengan membandingkan piksel tersebut dengan tetangganya yang dinotasikan dengan Persamaan 2.4.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c)2^p, \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

dimana g_c adalah nilai gray pada piksel *center*, g_p adalah nilai piksel dari tetangga-tetangganya, P adalah jumlah tetangga, dan R adalah radius ketetanggaan.

Dalam *CLBP*, *sign* dan *magnitude* dari *local differences* turut dipertimbangkan. *Local difference* d_n diuraikan menjadi dua komponen pelengkap menggunakan *local difference sign-magnitude transform (LDSMT)* yang dinotasikan dengan persamaan 2.5.

$$d_n = s_n * m_n \quad \text{and} \quad \begin{cases} s_n = \text{sign}(d_n) \\ m_n = |d_n| \end{cases} \quad (2.5)$$

dimana s_n adalah komponen *sign* dan m_n adalah komponen *magnitude*. Nilai d_n dapat diperoleh dengan menghitung perbedaan antara piksel center g_c dengan piksel tetangganya g_p dengan notasi $d_n = g_p - g_c$. Jika d_n bernilai lebih dari atau sama dengan 0, maka s_n memiliki nilai 1. Jika nilai d_n lebih kecil daripada 0, maka s_n bernilai -1. Untuk komponen *sign* nilainya setara dengan original *LBP* yang dinotasikan sebagai *CLBP_S*. Komponen *sign* merupakan representasi nilai yang menunjukkan apakah intensitas piksel tetangga lebih kecil atau lebih besar dari intensitas piksel center. Sedangkan komponen *magnitude* merupakan

representasi besarnya perbedaan nilai antara intensitas piksel tetangga dengan intensitas piksel center. Untuk komponen magnitude, ditunjukkan melalui Persamaan 2.6.

$$CLBP_M = \sum_{p=0}^{P-1} \text{sign}(m_n - c) \cdot 2^p, \quad (2.6)$$

dimana $\text{sign}(m_n - c)$ bernilai 1 jika $m_n - c \geq 0$ sebaliknya $\text{sign}(m_n - c)$ bernilai 0. c merupakan nilai threshold yang ditetapkan sebagai nilai mean dari keseluruhan citra.

Setelah operator $CLBP_S$ dan $CLBP_M$ nilainya telah diperoleh, maka keduanya akan dikombinasikan melalui proses *concatenation* dengan terlebih dahulu menghitung histogram kedua operator tersebut secara terpisah kemudian dilakukan penggabungan histogram.

Piksel center yang menunjukkan juga diperhitungkan dengan membandingkan nilai piksel center g_c terhadap *mean intensity* c pada citra yang dinotasikan sebagai $CLBP_C$ sesuai dengan persamaan 2.7.

$$CLBP_C = t(g_c, c) \quad (2.7)$$

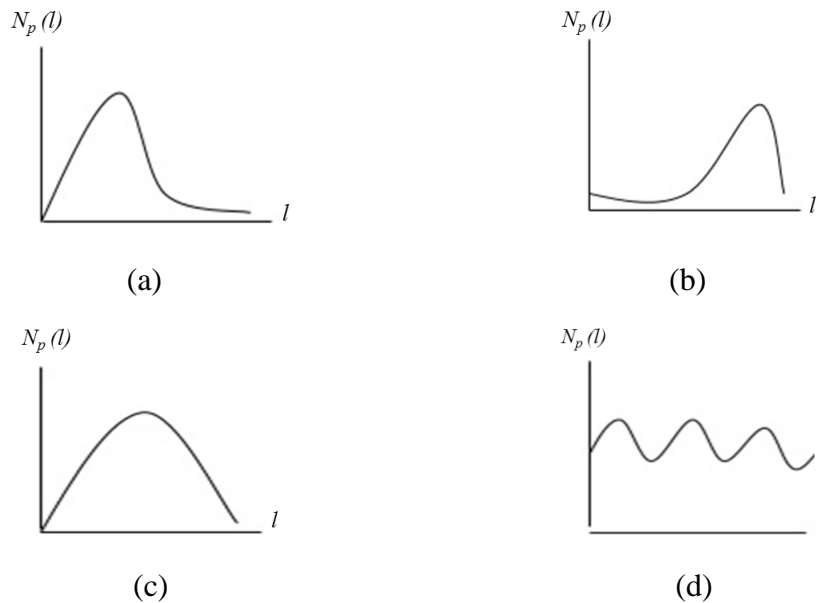
Setelah nilai $CLBP_C$ diperoleh maka akan dikombinasikan dengan kedua operator lainnya dengan metode yang sama ketika mengkombinasikan $CLBP_S$ dan $CLBP_M$.

2.7 Color Feature

Komponen warna merupakan salah satu fitur yang cukup menonjol pada suatu citra. *Color feature* diekstraksi dengan menggunakan color histogram pada ruang warna RGB. Ruang warna RGB mewakili campuran warna Merah (*Red*), Hijau (*Green*), dan Biru (*Blue*). Komponen warna diwakili oleh koefisien campuran dari ketiga warna tersebut (Kavitha, 2016). Setiap channel R, G, B dalam satu gambar memiliki distribusi warna yang berbeda yang dapat direpresentasikan dalam bentuk histogram. *Color feature* dapat digunakan sebagai salah satu fitur untuk mendeteksi apakah sub-image mengandung *exudates* atau tidak.

Histogram citra dapat didefinisikan sebagai banyaknya jumlah piksel dalam semua citra yang memiliki intensitas yang sama tanpa memperhitungkan di mana posisi piksel tersebut berada. Artinya, histogram tidak menggambarkan informasi posisi spasial setiap piksel atau setiap objek dalam citra, tetapi lebih pada gambaran informasi statistik, seperti distribusi intensitas atau distribusi warna citranya.

Untuk citra gray-level, kurva histogram menggambarkan distribusi tingkat kecerahan atau keabuan citra mulai dari gelap hingga yang paling cerah seperti yang diperlihatkan pada gambar 2.2. Sumbu y merepresentasikan banyaknya jumlah piksel N_p untuk setiap tingkat keabuan l , sedangkan sumbu x adalah tingkat keabuan l ($0 \leq l \leq L$, $L = 2^k - 1$). Di sini, k adalah jumlah bit dalam setiap piksel ($L = 255$ untuk $k = 8$ bit). Kurva histogram sebuah citra akan merepresentasikan gambaran global dari tingkat kecerahan citra tersebut, yang umumnya dibedakan dalam beberapa tipe yang ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Kurva histogram.

Tipe pertama memperlihatkan bahwa citra tersebut memiliki tingkat kecerahan rendah atau berintensitas gelap. Tipe kedua menggambarkan citra yang memiliki tingkat kecerahan yang tinggi atau berintensitas cerah. Tipe histogram selanjutnya memperlihatkan bahwa citra tersebut memiliki dua distribusi intensitas, dimana terdapat area yang memiliki intensitas cerah dan juga gelap. Sedangkan yang

terakhir adalah histogram yang memperlihatkan bahwa citra memiliki distribusi intensitas yang merata.

2.8 Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan bagian dari proses pengolahan citra. Proses segmentasi citra ini merupakan suatu proses pra-pengolahan pada sistem pengenalan objek dalam citra.

Segmentasi citra merupakan proses yang ditujukan untuk mendapatkan objek-objek yang terkandung di dalam citra atau membagi citra ke dalam beberapa daerah dengan setiap objek atau daerah memiliki kemiripan atribut. Pada citra yang mengandung hanya satu objek, objek dibedakan dari latar belakangnya.

Proses segmentasi citra bertujuan untuk merepresentasikan area sebuah citra menjadi sejumlah segmen sehingga lebih mudah untuk dianalisis. Sebuah segmen dapat merepresentasikan karakteristik sebuah objek atau bagian dari sebuah objek dalam citra. Pembentukan sebuah segmen mengacu pada dua sifat. Yang pertama yaitu piksel-piksel yang saling terkoneksi atau saling terhubung dan memiliki nilai intensitas warna atau tekstur yang sama atau sangat mirip akan berada dalam segmen yang sama. Kedua, piksel-piksel yang saling terhubung dan memiliki nilai intensitas warna dan tekstur yang berbeda akan berada dalam dua segmen yang berbeda dan ditandai dengan batas berupa garis pemisah.

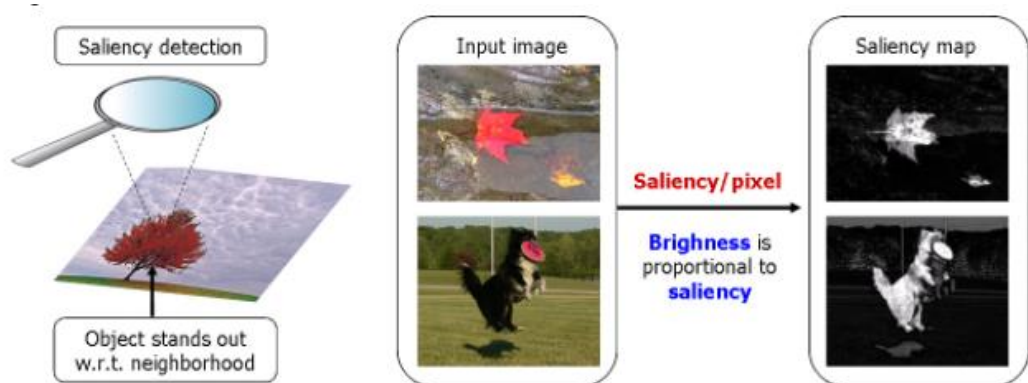
Adapun dalam proses segmentasi citra itu sendiri terdapat beberapa algoritma, diantaranya adalah algoritma deteksi titik, deteksi garis, dan deteksi sisi (berdasarkan operator Robert dan operator Sobel).

Gonzales dan Wintz (2006) menyatakan bahwa segmentasi adalah proses pembagian sebuah citra kedalam sejumlah bagian atau objek. Segmentasi merupakan suatu bagian yang sangat penting dalam analisis citra secara otomatis, sebab pada prosedur ini objek yang diinginkan akan disadap untuk proses selanjutnya, misalnya pada pengenalan pola.

2.9 Saliency Method

Metode *saliency* pertama kali diperkenalkan pada tahun 1998 (Itti, Koch, & Niebur, 1998). Metode saliency merupakan metode yang cukup handal untuk

menonjolkan warna yang unik yang diperlihatkan pada *saliency map* dari suatu image. Dalam *computer vision*, *saliency map* merupakan gambaran distribusi warna pada suatu gambar yang digunakan untuk memperlihatkan kualitas dari setiap piksel yang bertujuan untuk lebih memudahkan dalam proses analisa. Jika sebuah piksel memiliki nilai intensitas yang tinggi atau kualitas warna yang unik dibandingkan piksel-piksel lainnya, maka piksel tersebut cenderung akan lebih terlihat pada *saliency map*. *Saliency map* dapat dikatakan sebagai representasi gambar dengan menitikberatkan pada warna intensitas yang mencolok dibandingkan warna lainnya pada suatu citra. Meskipun performa dari metode ini cukup bagus, terdapat kekurangan dalam hal *time complexity*. Jika citra yang diproses memiliki ukuran yang besar maka semakin tinggi pula *time complexity*. Ilustrasi saliency map ditunjukkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Ilustrasi saliency map (Achanta et al., 2009).

2.10 Renyi Entropy Thresholding

Entropi adalah istilah yang diperkenalkan oleh *Shannon*, yang menyatakan sebuah ukuran informasi yang terkandung di dalam citra (Kapur, Sahoo, & Wong, 1985). Entropi telah digunakan dalam *thresholding* untuk memperoleh nilai *threshold* yang optimal. *Kapur, Sahoo*, dan *Wang* memperkenalkan penggunaan entropi dalam *thresholding* pada tahun 1985 (*Acharya dan Ray*, 2005) (*Kapur et al.*, 1985). Namun, sesungguhnya *Kapur dkk.* mengemukakan metode yang diusulkan tersebut sebagai koreksi terhadap artikel yang ditulis oleh peneliti bernama *Pun*, yang dipublikasikan pada tahun 1980 (Demirkaya, 2009).

Metode *thresholding* berbasis entropi yang dikemukakan oleh *Kapur dkk.* dapat dijelaskan sebagai berikut. Misalkan, f_1, f_2, \dots, f_n adalah frekuensi pada citra beraras keabuan. Maka,

$$p(i) = \frac{f_i}{N}, \quad \sum_{i=0}^{L-1} f_i = 0, \quad i = 0.1.2. \dots L - 1, \quad (2.8)$$

dalam hal ini, N adalah jumlah piksel citra, dan L menyatakan jumlah aras keabuan.

Thresholding berbasis entropi yang lain dikemukakan oleh *Renyi (Acharya dan Ray, 2005)*. Selanjutnya, apabila t adalah nilai *threshold*, entropi latar belakang adalah:

$$H_b(t) = \frac{1}{1-\rho} \ln \left[\sum_{i=0}^t \left(\frac{p(i)}{P_b(t)} \right)^\rho \right], \quad (2.9)$$

dan entropi objek adalah:

$$H_o(t) = \frac{1}{1-\rho} \ln \left[\sum_{i=t+1}^{L-1} \left(\frac{p(i)}{1-P_o(t)} \right)^\rho \right], \quad (2.10)$$

dalam hal ini probabilitas background dan probabilitas objek dinotasikan sebagai,

$$P_b(t) = \sum_{i=0}^t p(i), \quad P_o(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p(i). \quad (2.11)$$

Jumlah H_b dan H_o dinyatakan dengan $\psi(t)$. Jadi,

$$\psi(t) = \frac{1}{1-\rho} \ln \left[\sum_{i=0}^t \left(\frac{p(i)}{P_b(t)} \right)^\rho \right] + \frac{1}{1-\rho} \ln \left[\sum_{i=t+1}^{L-1} \left(\frac{p(i)}{1-P_o(t)} \right)^\rho \right] \quad (2.12)$$

dengan penyederhanaan yang ditunjukkan pada Persamaan 2.14.

$$\psi(t) = H_b(t) + H_o(t) \quad (2.13)$$

Notasi yang digunakan pada Persamaan $\psi(t)$ sama seperti rumus yang digunakan pada entropi *Kapur*. Parameter ρ berguna untuk memperoleh nilai ambang (*threshold*) terbaik.

2.11 Mid Point Circle Algorithm

Untuk menggambarkan sebuah lingkaran pada layar komputer, digunakan sebuah algoritma untuk menentukan titik-titik piksel yang digunakan sebagai garis tepi lingkaran. Algoritma *Midpoint Circle* merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk menggambar lingkaran. Algoritma ini juga dikenal sebagai algoritma lingkaran *Bresenham*. *Bresenham* mengembangkan generator lingkaran yang cukup efisien. Algoritma yang digunakan membentuk semua titik berdasarkan titik pusat dengan penambahan semua jalur sekeliling lingkaran. Algoritma ini diturunkan dari algoritma *Midpoint* untuk pembentukan garis. Komputasi untuk membuat garis luar lingkaran dimulai dengan mengidentifikasi bagian-bagian dari lingkaran yang dapat ditentukan dengan menggunakan sifat simetri, hal ini dilakukan dengan cara membagi lingkaran dengan masing-masing mempunyai sudut sebesar 45° , sehingga dalam sebuah lingkaran dibagi menjadi 8 bagian. Seperti pada algoritma *midpoint* untuk garis lurus, pada setiap tahapan, untuk menentukan 2 koordinat piksel setelah pixel (x, y) yang harus dipilih yaitu pixel dengan koordinat $(x+1, y)$ atau $(x+1, y-1)$ berdasarkan titik pusat lingkaran dan berapa radius yang diberikan sesuai dengan yang ditunjukkan pada persamaan 2.15

$$x^2 + y^2 - r^2 = 0. \quad (2.14)$$

Langkah-langkah untuk membuat algoritma midpoint circle

- a. Tentukan *radius* r dengan titik pusat lingkaran (x_c, y_c) kemudian diperoleh $(x_0, y_0) = (0, r)$
- b. Hitung nilai dari parameter
 $P_0 = 5/4 - r$
- c. Tentukan nilai awal $k=0$, untuk setiap posisi x_k berlaku sebagai berikut:
 - Bila $P_k < 0$, maka titik selanjutnya adalah (x_{k+1}, y_k) dan
 $P_{k+1} = P_k + 2x_{k+1} + 1$
 - Bila tidak, maka selanjutnya adalah (x_{k+1}, y_{k-1}) dan
 $P_{k+1} = P_k + 2x_{k+1} + 1 - 2y_{k+1}$
 - Dimana $2x_{k+1} = 2x_k + 2$ dan $2y_{k+1} = 2y_k - 2$
- d. Tentukan titik simetris pada ketujuh oktan lain

- e. Gerakkan setiap posisi pixel (x, y) pada garis melingkar dari lingkaran dengan titik pusat (x_c, y_c) dan tentukan nilai koordinat :
- f. Ulangi langkah ke 3 sampai langkah ke 5, sehingga $x \leq y$

BAB 3

METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini antara lain adalah studi literatur, analisis dan desain, implementasi metode, pengujian dan analisis, serta penulisan laporan penelitian. Secara lebih detail, penelitian ini dirancang dengan urutan tahapan seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Rancangan Penelitian.

3.1 Studi Literatur

Pada tahap ini, peneliti mengumpulkan literatur yang mendukung terlaksananya penelitian. Literatur yang dihimpun dapat berupa buku, artikel dalam jurnal, laporan tugas akhir, laporan thesis, *proceeding*, *conference publication*, dan lain-lain. Literatur yang dikaji secara garis besar meliputi:

1. penelitian-penelitian terkait mengenai diabetes retinopati
2. konsep-konsep dasar yang berkaitan dengan pendeteksian *lesion* pada penderita diabetes retinopati
3. metode segmentasi *optic disk* pada *retinal fundus image*
4. metode pendeteksian *exudates* yang terdapat pada *retinal fundus image*

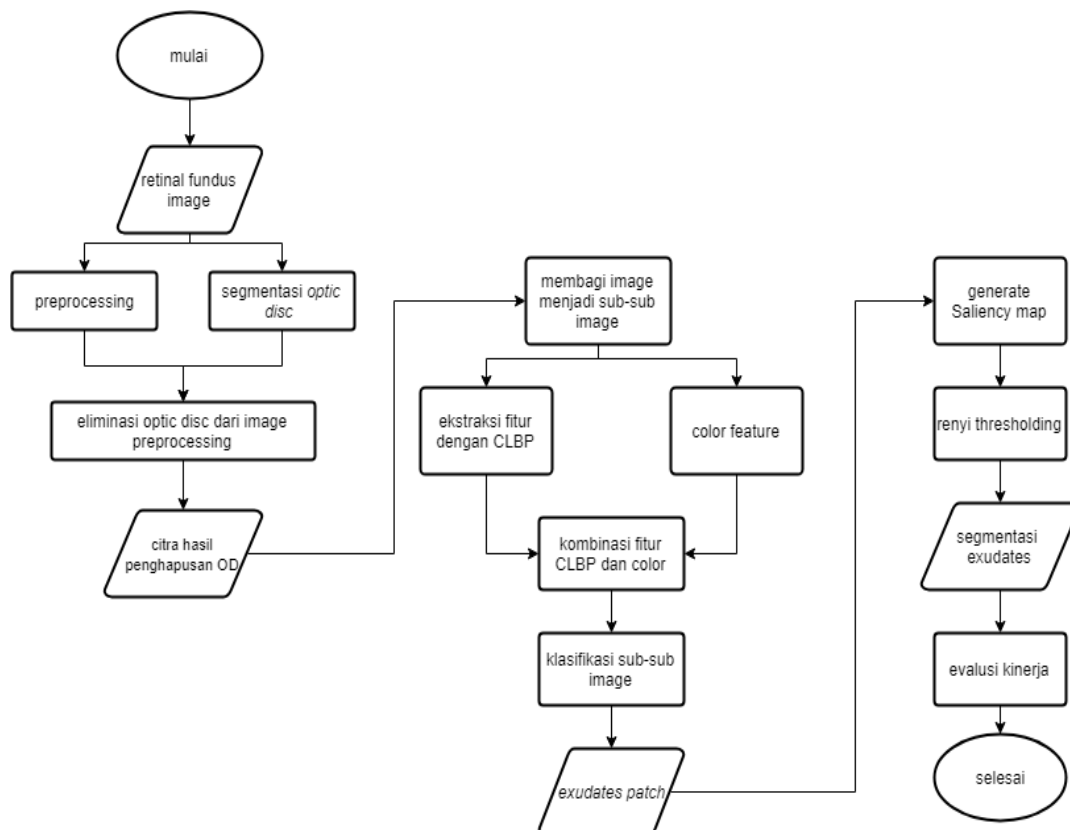
3.2 Analisis Masalah dan Desain Sistem

Tahap analisis ini dimaksudkan sebagai tahapan untuk melakukan analisa terhadap hasil penelitian-penelitian sejenis yang telah dilakukan untuk dapat digunakan sebagai referensi ataupun pembanding terhadap metode yang diusulkan. Kemudian tahap desain sistem akan memaparkan mengenai format data input dan output serta penggambaran alur proses yang terjadi dalam metode

untuk menghasilkan output. Penentuan desain model sistem ini akan memberikan gambaran mengenai apa dan bagaimana sistem bekerja.

3.3 Implementasi Metode

Metode yang diusulkan terdiri dari tiga tahapan utama, yaitu penghapusan *optic disk* pada retinal fundus image, mendeteksi lokasi *exudates*, dan segmentasi *exudates*. Secara umum, rancangan metode dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Rancangan Metode.

Pada rancangan metode yang ditunjukkan pada Gambar 3.2, terlebih dahulu dilakukan preprocessing dengan *image enhancement*. Sebelumnya image yang digunakan berukuran 1500 x 1152 pixel akan diresize menjadi 480 x 640 piksel untuk mempermudah proses komputasi tetapi tidak akan menghapus *exudates* yang berukuran kecil. Proses *image enhancement* merupakan pengkombinasian antara *bottom-hat transform* dan *top-hat transform*. Proses ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas image sebelum diproses lebih lanjut sehingga objek yang

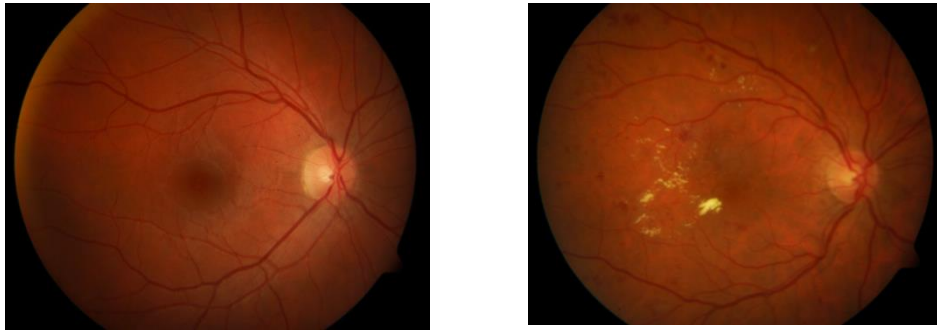
ingin dideteksi dalam hal ini *exudates* memiliki kontras yang cukup tinggi dengan *background* sehingga dapat mempermudah proses selanjutnya. Setelah itu dilakukan penghapusan *optic disk* dari citra fundus retina. Penghapusan *optic disk* merupakan langkah yang cukup penting untuk menghindari kesalahan pendeteksian karena nilai piksel dari *optic disk* yang hampir menyerupai *exudates*. Jika *optic disk* tidak dihapus, dikhawatirkan akan dideteksi sebagai *exudates* pada saat segmentasi.

Setelah penghapusan *optic disk*, citra akan dibagi menjadi sub-sub image yang lebih kecil. Hal ini didasarkan pada karakteristik *exudates* dari segi ukuran yang terbilang cukup kecil dibandingkan keseluruhan image. Setelah sub-sub image diperoleh, akan dilakukan ekstraksi fitur dengan mengkombinasikan fitur tekstur yang diperoleh dengan metode *CLBP* dan fitur yang diperoleh berdasarkan warna dengan memanfaatkan histogram citra. Sub-sub image kemudian akan dikategorikan dalam dua kelompok, yaitu *exudates patch* dan *exudate-free patch*. *Exudates patch* yang diasumsikan sebagai sub-image yang mengandung *exudates* kemudian akan diproses lebih lanjut untuk segmentasi sedangkan *exudate-free patch* merupakan sub image yang tidak mengandung *exudates* atau dikategorikan sebagai *background*.

Tahapan awal pada proses segmentasi dilakukan dengan men-generate *saliency map* dari image untuk menunjukkan warna yang lebih mencolok. Warna yang mencolok pada *saliency map* dianggap sebagai *exudates* karena *exudates* cenderung memiliki intensitas yang lebih tinggi dibandingkan yang lain. Setelah itu, barulah dilakukan proses thresholding dengan renyi entropi.

3.3.1 Dataset Image

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Standard Diabetic Retinopathy Database* (DiaretDB1). Database ini terdiri dari 89 image dengan format .png dalam ruang warna RGB. Database tersebut sering dijadikan sebagai dataset untuk mendeteksi *exudates*. Dari 89 citra dari dataset tersebut tidak semua digunakan dalam penelitian ini. Citra yang digunakan hanya gambar yang mengandung *exudates* sedangkan citra yang sehat tidak digunakan. Sampel citra fundus yang diperoleh dari dataset tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.3.



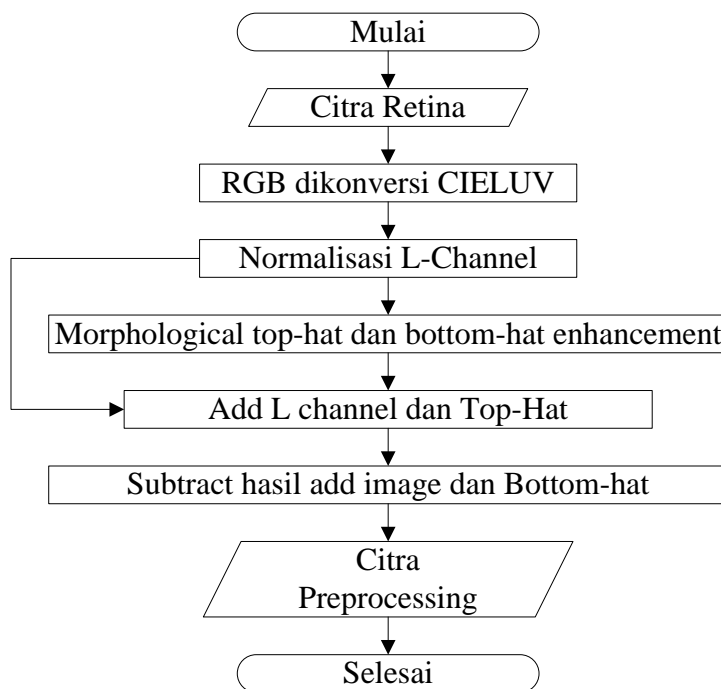
a)

b)

Gambar 3.3 Sampel citra fundus a) citra tanpa *exudates*, b) citra yang mengandung *exudates* (sumber: DiaretDB1).

3.3.2 Preprocessing

Tahapan preprocessing merujuk pada penelitian (Dinial & Tjandrasa, 2018) dengan desain sistem yang ditunjukkan pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Alur preprocessing citra (Dinial & Tjandrasa, 2018).

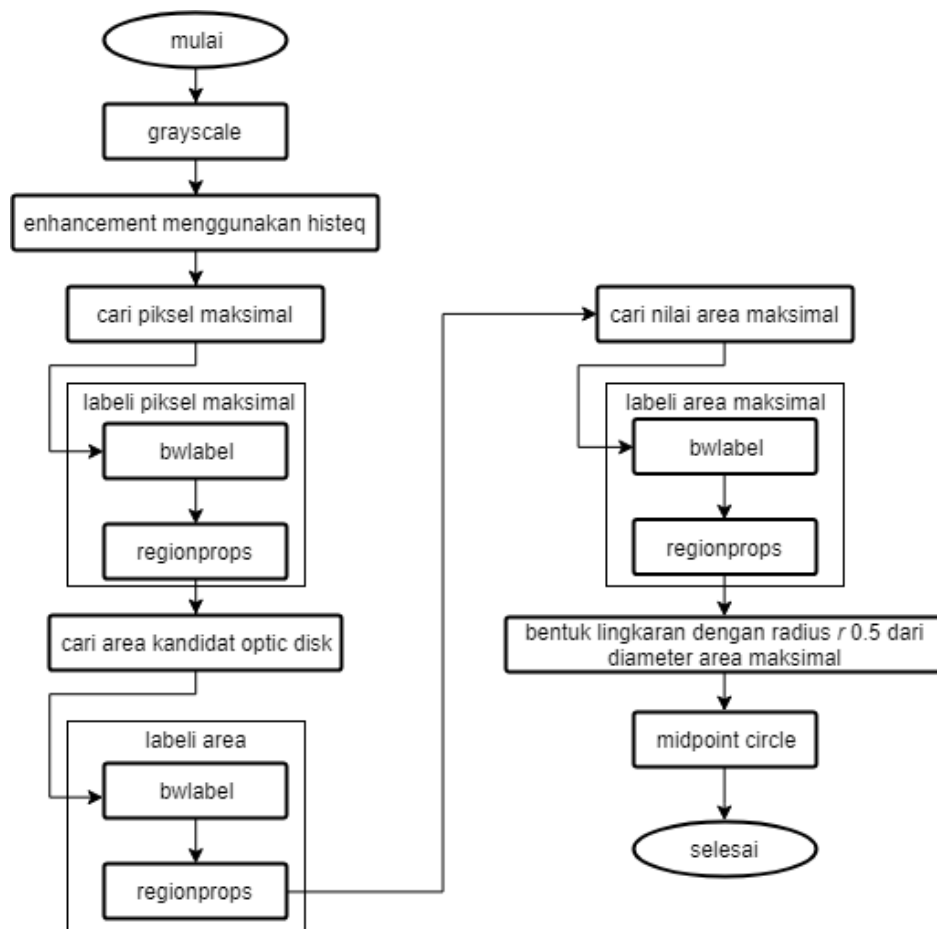
Pada tahap *preprocessing* terdapat tiga tahap, tahap pertama adalah mengkonversi citra dari RGB (red green blue) channel menjadi $CIEL^*u^*v^*$ Channel dimana hanya pada bagian L^* channel yang akan di proses untuk tahap

selanjutnya L^* channel di pilih karena memiliki nilai kontras yang lebih baik daripada u^* channel dan v^* channel. Setelah itu dilakukan proses normalisasi citra, untuk menghilangkan iluminasi pada citra fundus. Selanjutnya akan dilakukan proses *contrast enhancement* menggunakan *morphological contrast enhancement*. Proses *enhancement* menggunakan gabungan transformasi *top-hat* dan *bot-hat*, fungsi *contrast enhancement* untuk meningkatkan nilai kontras antara piksel gelap dan piksel terang pada citra fundus $f_1 = L + Y_{TH}(L) - \Phi_{TH}(L)$ dengan $Y_{TH}(L)$ adalah *top-hat filter* dan $\Phi_{TH}(L)$ adalah *bot-hat filter*.

3.3.3 Penghapusan *Optic disk*

Penghapusan *optic disk* pada citra retina merupakan salah satu langkah penting untuk mendeteksi *exudates*. Hal ini disebabkan *optic disk* memiliki karakteristik yang hampir sama dengan *exudates* dalam hal kecerahan serta warna dan kontras. Pada fundus image, *optic disk* muncul sebagai bagian yang memiliki tingkat kecerahan yang tinggi dan berwarna kekuning-kuningan. *Optic disk* yang terdapat pada fundus image memiliki bentuk lingkaran dengan diameter sekitar 40 hingga 60 piksel pada citra yang memiliki ukuran 640×480 . Segmentasi *optic disk* dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma *midcircle point* yang cukup sederhana (Tjandrasa et al., 2013). Secara umum, proses segmentasi dapat dilihat pada *flowchart* pada Gambar 3.5.

Proses segmentasi *optic disk* dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan *enhancement* pada citra *grayscale* dengan menggunakan *histogram equalization*. Kemudian mencari dan melabeli piksel maksimal. Kumpulan dari piksel-piksel maksimal akan membentuk suatu area dengan berbagai ukuran. Pencarian area kandidat *optic disk* dilakukan dengan melabeli area yang ukurannya lebih besar daripada 60 piksel. *Optic disk* diasumsikan sebagai objek yang paling besar akan dicari dengan melabeli area maksimal dari kandidat area *optic disk* yang telah diperoleh sebelumnya. Kemudian dilakukan pencarian ukuran *optic disk* dengan memanfaatkan *bounding box* secara vertical dan horizontal. *Bounding box* dengan ukuran yang lebih besar kemudian dipilih untuk mewakili ukuran jari-jari r dari *optic disk*. Setelah itu *mid point circle algorithm* diterapkan untuk mendeteksi lingkaran *optic disk*.



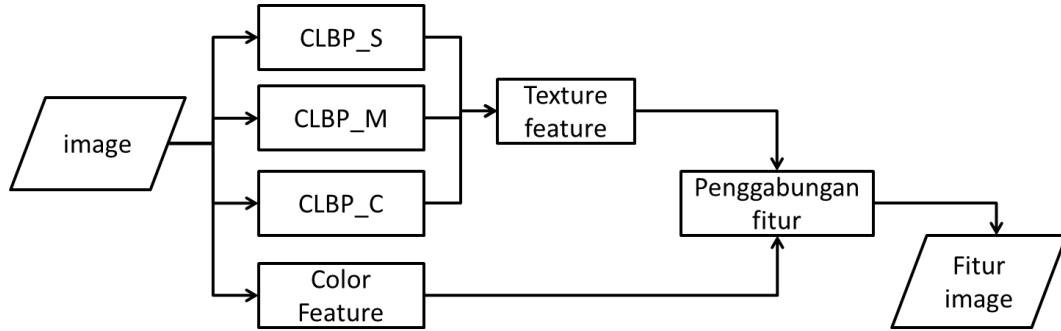
Gambar 3.5 Flowchart segmentasi *optic disk* (Tjandrasa et al., 2013).

3.3.4 Deteksi Lokasi *Exudates*

Sebelum melakukan pendeteksian lokasi *exudates*, gambar fundus dibagi menjadi sub gambar yang lebih kecil. Hal ini didasarkan pada karakteristik *exudates* yang merupakan bagian yang sangat kecil jika dibandingkan dengan keseluruhan gambar. Proses segmentasi akan dilakukan terhadap sub image dengan berfokus pada lokasi *exudates* diharapkan dapat meningkatkan keakuratan dalam proses segmentasi *exudates*. Proses pembagian tersebut dilakukan dengan menetapkan ukuran sub image yang diinginkan. Pada penelitian ini, ukuran sub image yang digunakan adalah 40 x 40 piksel dengan merujuk pada penelitian sebelumnya (Q. Liu et al., 2017) yang menyatakan bahwa ukuran blok optimal yang digunakan tidak boleh sangat kecil maupun sangat besar. Setelah

sub-sub image diperoleh, akan dilanjutkan dengan tahapan pengklasifikasian sub image tersebut menjadi dua kategori yaitu *exudates patch* dan *exudate-free patch*.

Proses pendeteksian sub-image yang mengandung *exudates* dilakukan dengan menerapkan kombinasi metode *CLBP* dan fitur warna. *CLBP* digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur berupa tekstur sedangkan fitur warna digunakan untuk ekstraksi fitur warna. *Color feature* diperoleh dengan melakukan *generate histogram* pada citra hasil preprocessing yang berada pada *L channel* dari *color space LUV* pada gambar berdasarkan karakteristik *exudates* yang terlihat kontras pada *color space* tersebut. Histogram tersebut menjadi representasi probabilitas kemunculan nilai-nilai piksel yang ada. Kombinasi dari kedua metode tersebut diharapkan mampu untuk mendeteksi sub-image mana saja yang mengandung *exudates* maupun sebaliknya. Skema pengkombinasian fitur *CLBP* dan fitur warna ditunjukkan pada Gambar 3.6.



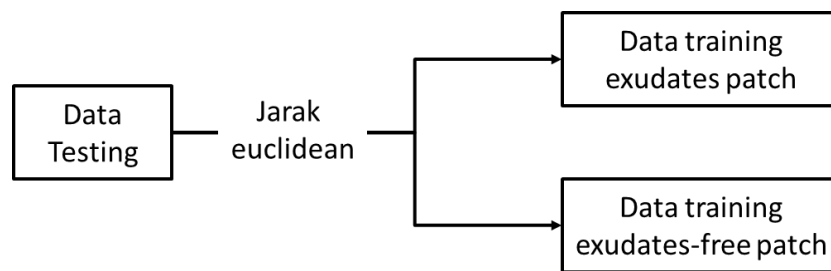
Gambar 3.6 Pengkombinasian fitur *CLBP* dan fitur warna.

Kombinasi fitur yang diperoleh dari metode *CLBP* dan fitur warna pada setiap sub-image kemudian dibandingkan dengan data training dengan mengukur jarak antar keduanya. Pengukuran jarak dilakukan dengan metode *Euclidean distance*, dimana semakin kecil nilai jarak maka semakin mirip data yang dibandingkan. *Euclidean distance* dinotasikan dalam Persamaan 3.1.

$$Dist(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, \quad (3.1)$$

dimana x dan y adalah data yang dibandingkan dan n adalah jumlah data.

Data training terbagi menjadi dua, yaitu data training *exudates patch* dan data training *exudate-free patch*. Data training diperoleh dari pembagian citra menjadi sub-sub image kemudian sub image yang mengandung *exudates* yang telah ditandai oleh ahli dijadikan sebagai data training *exudates patch* dan sub-image lainnya dijadikan sebagai data training *exudate-free patch*. Data training tersebut kemudian akan dilakukan ekstraksi fitur yang sama seperti pada data testing berupa fitur tekstur dan warna. Skema proses pengukuran jarak data testing dan data training ditunjukkan pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Skema klasifikasi image.

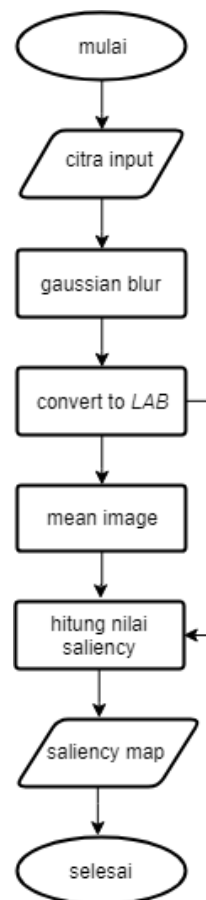
Jika sub-image yang dijadikan sebagai data testing lebih kecil nilai Euclidean yang dihasilkan ketika dibandingkan dengan data training *exudates patch*, maka sub-image tersebut dikategorikan sebagai *exudates patch* yang diasumsikan sebagai sub-image yang mengandung *exudates*. Jika sebaliknya, maka akan dikategorikan sebagai *exudate-free patch* yang diasumsikan sebagai sub-image yang tidak mengandung *exudates*.

3.3.5 Segmentasi *Exudates*

Tahap segmentasi dilakukan setelah *exudates patch* diperoleh. Pada tahap ini, *exudate-free patch* tidak akan diproses karena dianggap tidak mengandung *exudates*. Proses segmentasi dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan *generate saliency map*. Proses ini dilakukan untuk lebih menonjolkan *exudates* pada gambar yang akan disegmentasi, mengingat *exudates* memiliki warna yang cukup mencolok dibandingkan dengan backgroundnya.

Pada proses *generate saliency map*, langkah pertama yang akan dilakukan yaitu menghapus *noise* dengan menggunakan *gaussian blur*. Setelah itu, citra

hasil proses tersebut akan diconvert ke *LAB* dan dicari *mean image* serta dihitung nilai *saliency* berdasarkan kedua gambar tersebut. Setelah diperoleh *saliency map* dari sub image tersebut, maka dilakukan proses thresholding dengan metode renyi entropi. Semua sub-sub image kemudian kembali disatukan menjadi satu citra yang utuh. *Flowchart* atau tahapan perhitungan *saliency map* diperlihatkan pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Tahapan perhitungan saliency map (Achanta et al., 2009).

3.4 Evaluasi Kinerja Sistem

Evaluasi terhadap kinerja dari metode yang diusulkan untuk *exudates detection* dilakukan dengan cara membandingkan citra hasil segmentasi dengan citra segmentasi manual (*groundtruth*). Evaluasi dilakukan dengan tiga cara, yaitu menghitung nilai sensitivity, specificity, dan akurasi (Geetharamani & Balasubramanian, 2016).

Sensitivity didefinisikan sebagai rasio jumlah piksel yang teridentifikasi sebagai *exudates* dengan jumlah total piksel *exudates* yang terdapat pada *groundtruth*. Sensitivity dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.2

$$Sensitivity = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (3.2)$$

Specificity didefinisikan sebagai rasio jumlah piksel yang teridentifikasi bukan *exudates* dengan jumlah total piksel *non-exudates* yang terdapat pada *groundtruth*. Specificity dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.3

$$Specificity = \frac{TN}{(TN+FP)} \quad (3.3)$$

Akurasi didefinisikan sebagai rasio jumlah *exudates* yang terdeteksi dengan benar dan jumlah piksel yang bukan *exudates*. Perhitungan akurasi dapat dilakukan dengan Persamaan 3.4

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN +FP+ FN)} \quad (3.4)$$

Ketiga perhitungan tersebut dilakukan berdasarkan *confusion matrix* yang ditunjukkan pada Gambar 3.9.

		<i>Actual Class</i>	
		<i>True</i>	<i>False</i>
<i>Predicted Class</i>	<i>True</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
	<i>False</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Gambar 3.9 *Confusion matrix*.

Beberapa istilah yang terdapat pada *confusion matrix*, yaitu

- True Positive (TP)* adalah jumlah piksel yang diklasifikasikan oleh sistem sebagai *exudates* dan juga dikategorikan sebagai *exudates* pada citra *groundtruth*.

- b. *False Positive (FP)* adalah jumlah piksel yang diklasifikasikan oleh sistem sebagai *exudates* tetapi dikategorikan sebagai bukan *exudates* pada citra *groundtruth*.
- c. *False Negative (FN)* adalah jumlah piksel yang diklasifikasikan bukan *exudates* oleh sistem tetapi dikategorikan sebagai *exudates* pada citra *groundtruth*.
- d. *True Negative (TN)* adalah jumlah piksel yang diklasifikasikan bukan *exudates* oleh sistem dan juga dikategorikan bukan *exudates* pada citra *groundtruth*.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Lingkungan Uji Coba

Lingkungan uji coba pada penelitian tesis mencakup perangkat lunak serta perangkat keras yang digunakan. Pengujian terhadap dataset uji coba dilakukan dengan menggunakan komputer (laptop) dengan spesifikasi processor Intel(R) Core(TM) i7-5500U CPU @ 2.40GHz 2.39 GHz, memory (RAM) 4,00 GB (gigabyte), kapasitas hardisk 1 TB (terabyte). Perangkat lunak yang digunakan dalam pengujian tesis adalah sistem operasi yang digunakan windows 8 64-bit, matlab 2016Ra 64-bit, microsoft office 2013 64-bit..

4.2 Dataset Penelitian

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah image dari DIARETDB1 dataset yang mengandung *exudates* dilihat dari *ground truth*nya. Gambar yang digunakan memiliki ukuran, jumlah, serta bentuk *exudates* yang berbeda-beda. Intensitas pencahayaan pada masing-masing gambar juga tidak sama. Beberapa contoh gambar dari dataset tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.1.



(a) Sampel 1

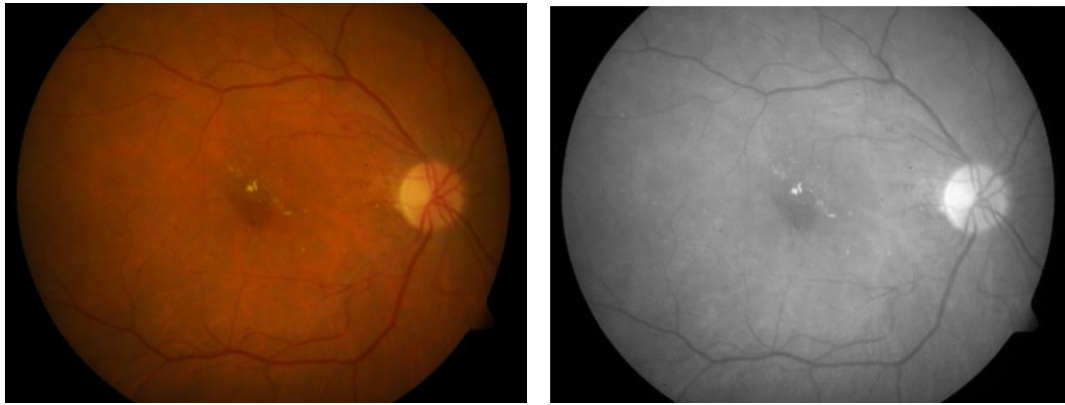
(b) Sampel 2

(c) Sampel 3

Gambar 4.1 Sampel dataset penelitian.

4.3 Preprocessing

Preprocessing dilakukan dengan menggunakan *L channel* dari *LUV color space*. Hal tersebut didasarkan pada kontras yang tinggi antara *exudates* dan bukan *exudates* pada channel tersebut. *L channel* dipilih karena memiliki nilai kontras yang baik antara area gelap (*background*) dan area terang (*exudates*).

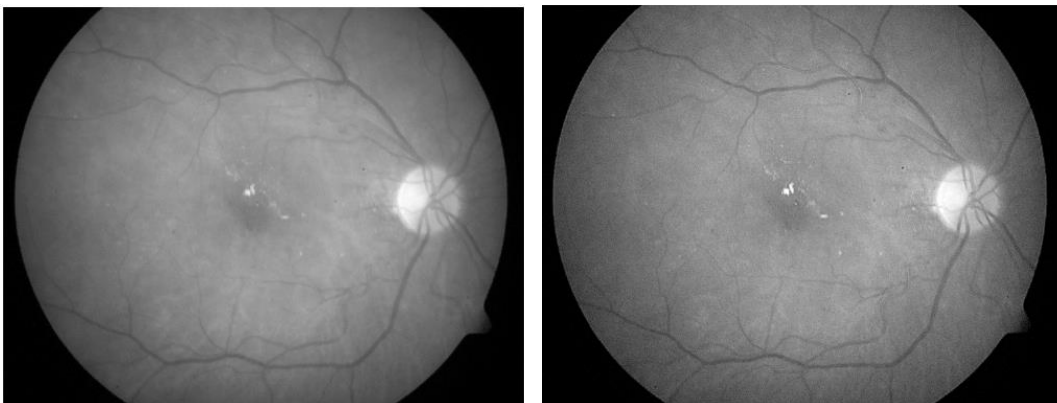


(a) *Original image*

(b) *L channel*

Gambar 4.2 Sampel citra RGB dan *L channel*.

Morphological top-hat dan *bottom-hat* digunakan untuk meningkatkan nilai kontras pada citra agar area cerah semakin menonjol dibandingkan area gelap. Berdasarkan uji coba yang dilakukan, *L channel* memiliki kontras yang cukup baik untuk menonjolkan warna dari *exudates*.



(a) *L channel*

(b) *Enhanced image L channel*

Gambar 4.3 *Enhanced image* pada *L channel*.

4.4 *Optic disk Removal*

Optic disk removal dilakukan untuk menghapus area *optic disk* pada retinal fundus image. Hal ini disebabkan *optic disk* memiliki nilai intensitas yang menyerupai *optic disk* sehingga jika tidak dihapus dapat menyebabkan kesalahan ketika proses segmentasi *exudates*. Penghapusan *optic disk* dilakukan dengan menggunakan *midcircle point algorithm* dengan terlebih dahulu mencari area

optic disk pada citra fundus.. Hasil penghapusan *optic disk* dapat dilihat pada gambar 4.4 dimana gambar 4.4(a) merupakan *original image* dan gambar 4.4(b) adalah hasil penghapusan *optic disk*.



(a) *Original image*

(b) Hasil *optic disk removal*

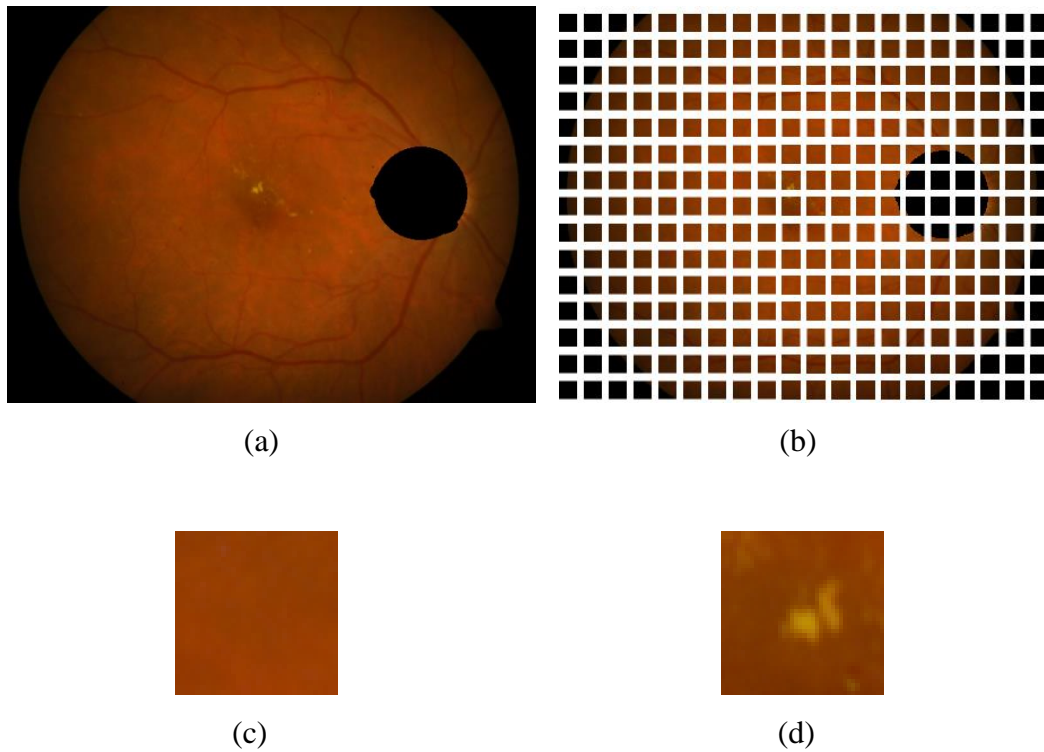
Gambar 4.4 Penghapusan *optic disk*.

4.5 Deteksi Lokasi *Exudates*

4.5.1 Pembagian Image

Pendeteksian lokasi *exudates* dilakukan sebelum memasuki tahapan segmentasi. Proses ini bertujuan untuk mencari daerah-daerah tertentu pada *retinal fundus image* yang mengandung *exudates* untuk mempermudah proses segmentasi selanjutnya. Pendeteksian dilakukan dengan terlebih dahulu membagi image menjadi sub-sub image yang lebih kecil dengan ukuran tertentu. Pembagian image dilakukan dengan menggunakan metode *non-overlapping patch* untuk mengoptimalkan waktu komputasi.

Pada penelitian ini, ukuran sub image yang digunakan adalah 40x40 piksel. Ukuran sub image menjadi salah satu parameter penting dimana ukuran yang ditetapkan tidak boleh sangat kecil dan tidak boleh pula sangat besar. Gambar 4.5 memperlihatkan citra asli, kemudian citra hasil pembagian image serta sampel dari sub image yang mengandung *exudates* dan sampel dari sub image yang mengandung tidak *exudates*.

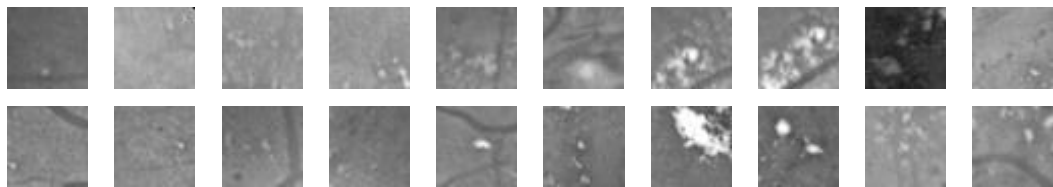


Gambar 4.5 Pembagian sub image. (a) Original image. (b) Sub-sub image dengan ukuran 40x40 piksel. (c) Sampel sub image yang tidak mengandung exudate. (d) Sampel sub image yang mengandung exudate.

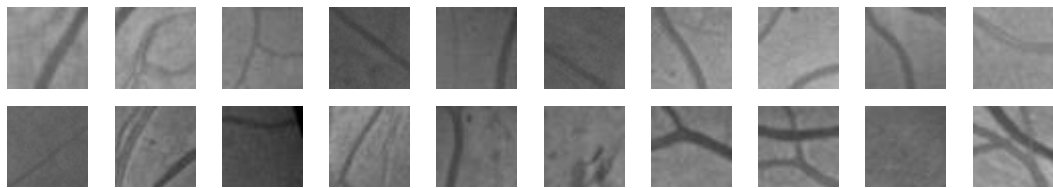
4.5.2 Data Training

Pada tahapan pendeteksian lokasi *exudates*, dataset akan dibagi menjadi dua kelompok yaitu data training dan data testing. Data training terdiri dari dua kategori yaitu data training *exudate patch* yang terdiri dari sub-sub image yang mengandung exudate dan data training *exudate-free patch* terdiri dari sub-sub image yang tidak mengandung *exudates* atau dikategorikan sebagai *background* pada penelitian ini. Pada proses pembuatan data training, gambar akan dibagi menjadi sub-sub gambar yang lebih kecil dimana untuk pembuatan data training positif menggunakan metode *overlapping patch* sedangkan untuk pembuatan data training negatif menggunakan metode *non-overlapping*. Metode *overlapping patch* diterapkan pada data training positif dengan tujuan untuk memperoleh informasi *exudates* dari berbagai posisi dan ukuran. Sedangkan untuk data training negatif, penggunaan *non-overlapping patch* telah cukup untuk menghimpun data yang tidak mengandung *exudates*. Akan tetapi, metode

overlapping patch membutuhkan waktu yang lama dalam proses pembagian gambar menjadi blok-blok yang lebih kecil. Setelah gambar dibagi, akan dilakukan proses ekstraksi fitur berupa fitur tekstur dengan menggunakan metode *CLBP* dan fitur warna dengan memanfaatkan histogram dari blok gambar yang sebelumnya telah melalui tahap preprocessing dengan *image enhancement* dan juga penghapusan *optic disk* dengan *midcircle point*. Gambar 4.6 dan Gambar 4.7 menunjukkan contoh sub image yang menjadi data training *exudate patch* dan data training *exudate-free patch*.



Gambar 4.6 Sampel data training positif.



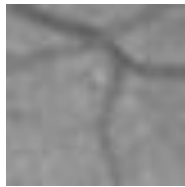
Gambar 4.7 Sampel data training negatif.

Gambar 4.6 merupakan sampel data training positif yang mengandung *exudates*. Data training tersebut mengandung informasi mengenai blok-blok yang mengandung *exudates* dari berbagai jenis ukuran dan posisi. Sedangkan Gambar 4.7 merupakan sampel data training negatif yang tidak mengandung *exudates*.

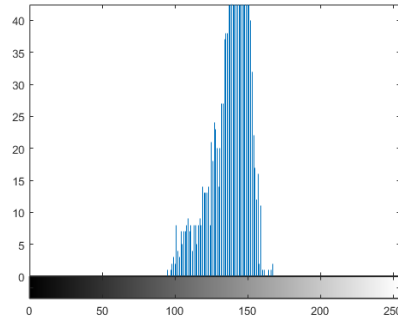
4.5.3 Ekstraksi Fitur

Setelah proses pembagian image menjadi sub-sub image yang lebih kecil, kemudian dilanjutkan proses ekstraksi fitur. Fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah fitur tekstur dan fitur warna. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan menggunakan metode *CLBP* sedangkan fitur warna menggunakan ekstraksi histogram gambar. Pada ekstraksi fitur tekstur dengan metode *CLBP*, diperoleh

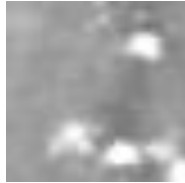
histogram dari tiga deskriptor yaitu $CLBP_S$, $CLBP_C$, dan $CLBP_M$ untuk setiap blok gambar. Histogram tersebut diperoleh setelah melakukan proses mapping terhadap hasil dari ketiga deskriptor dengan menggunakan *rotation invariant uniform* dengan jumlah tetangga p adalah delapan dan radius r satu. Sedangkan untuk fitur warna, dilakukan proses ekstraksi histogram dari blok-blok gambar. Histogram gambar dari beberapa sampel sub-image untuk *exudate patch* dan *exudate-free patch* diperlihatkan pada Gambar 4.8.



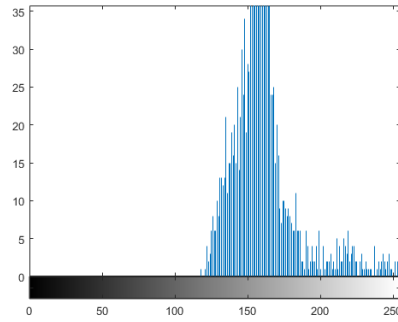
(a)



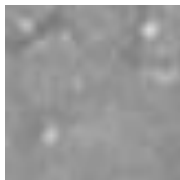
(f)



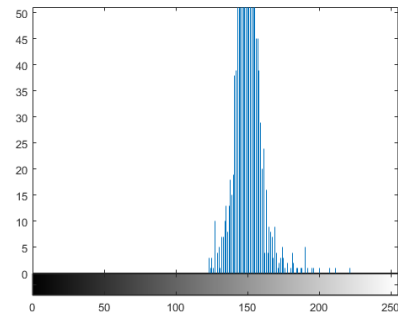
(b)



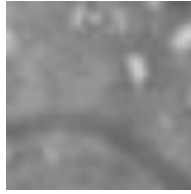
(g)



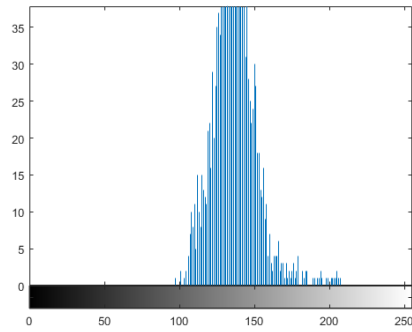
(c)



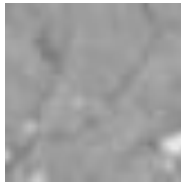
(h)



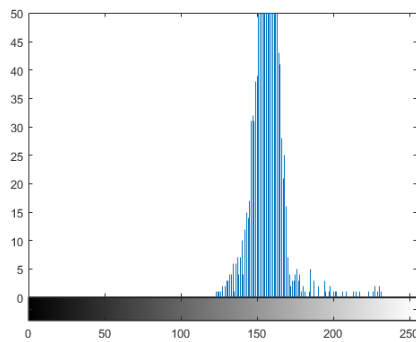
(d)



(i)



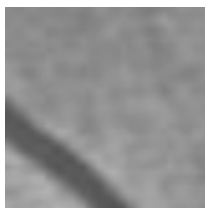
(e)



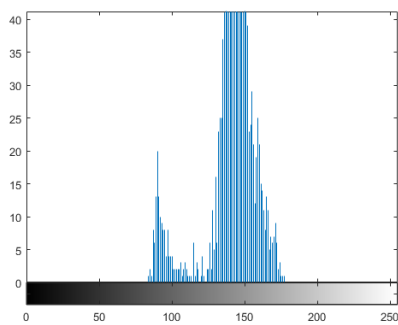
(j)

Gambar 4. 8 Histogram sampel *exudate patch*. (a)-(e) Sampel blok gambar dengan exudate, (f)-(j) Histogram blok gambar.

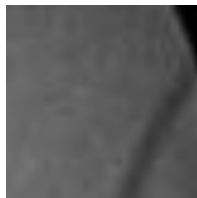
Berdasarkan gambar 4.8 dapat dilihat bahwa histogram sampel *exudate patch* cenderung memiliki intensitas yang cerah. Hal tersebut dipengaruhi intensitas *exudates* yang terang sehingga distribusi warna yang ditunjukkan dalam histogram cenderung memiliki nilai yang tinggi.



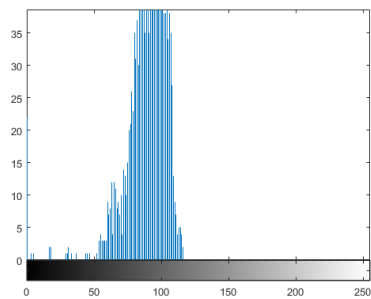
(a)



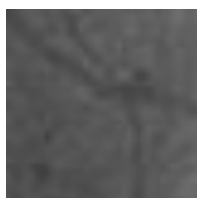
(f)



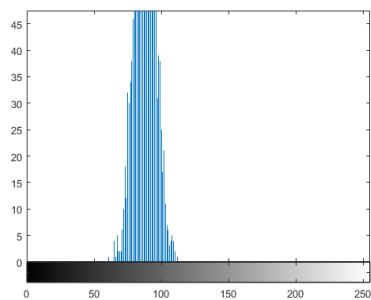
(b)



(g)



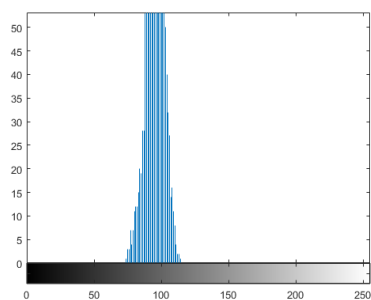
(c)



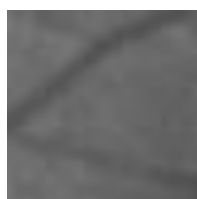
(h)



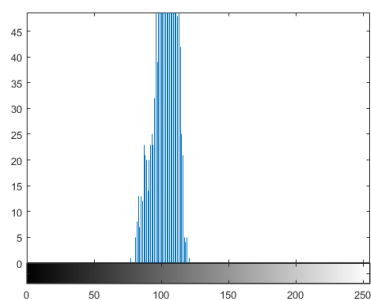
(d)



(i)



(e)



(j)

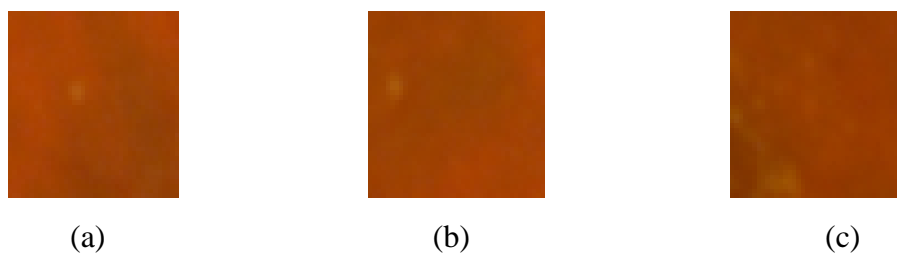
Gambar 4.9 Histogram sampel *exudate-free patch*. (a)-(e) Sampel blok gambar tanpa exudate, (f)-(j) Histogram blok gambar.

Berdasarkan Gambar 4.9, dapat dilihat bahwa histogram sampel *exudate-free patch* cenderung memiliki intensitas yang cukup rendah. Hal tersebut dipengaruhi intensitas gambar yang gelap dan tidak memiliki objek dengan intensitas tinggi sehingga distribusi warna yang ditunjukkan dalam histogram cenderung memiliki nilai kecil.

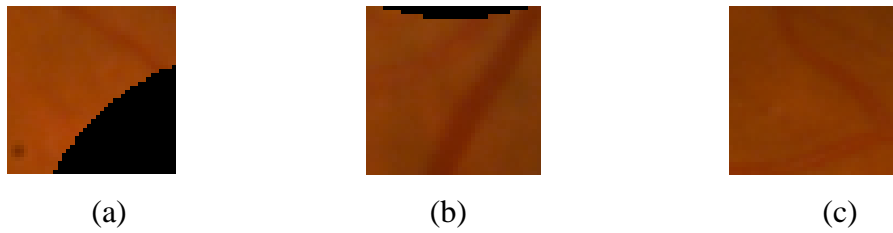
4.5.6 Pengklasifikasian Sub Image

Proses selanjutnya yaitu pengklasifikasian sub-sub image berdasarkan fitur yang telah diperoleh menjadi dua kategori, yaitu sub-image yang mengandung *exudates* yang disebut *exudates patch* dan sub image yang tidak mengandung *exudates* yang disebut *exudate-free patch*. Pengklasifikasian tersebut menggunakan parameter jarak, dalam hal ini *Euclidean distance*. Penggunaan parameter jarak dimaksudkan untuk mengukur seberapa dekat atau seberapa mirip antara satu gambar dengan gambar yang lain. Semakin kecil jarak yang diperoleh maka semakin mirip pula gambar yang dibandingkan. Sedangkan jika jarak yang diperoleh pada perbandingan antara dua gambar cukup besar, maka gambar tersebut diasumsikan tidak mirip atau berbeda sekali.

Jika sub-image yang dijadikan sebagai data testing lebih kecil nilai Euclidean yang dihasilkan ketika dibandingkan dengan data training *exudates patch*, maka sub-image tersebut dikategorikan sebagai *exudates patch* karena dianggap bahwa sub-image tersebut memiliki kemiripan yang lebih condong terhadap data training *exudate patch* dibandingkan *exudate-free patch*. Jika jarak yang diperoleh lebih kecil terhadap data training *exudate-free patch*, maka akan dikategorikan sebagai *exudate-free patch*.

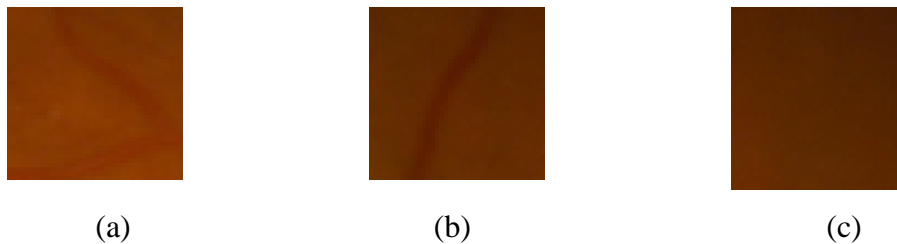


Gambar 4.10 Sampel hasil klasifikasi *exudate patch* yang terdeteksi benar.

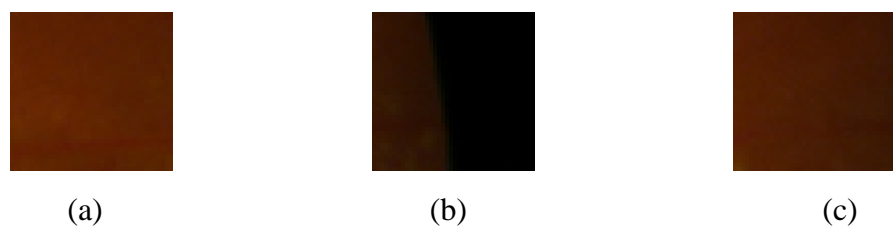


Gambar 4.11 Sampel hasil klasifikasi *exudate-free patch* yang terdeteksi sebagai *exudate patch*.

Gambar 4.10 merupakan sampel hasil klasifikasi *exudate patch* yang terdeteksi benar. Akan tetapi, dalam proses klasifikasi, terdapat blok yang seharusnya diklasifikasi sebagai blok negatif, tetapi terdeteksi sebagai blok positif yang mengandung *exudates* sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 4.11. Hal tersebut dikarenakan terdapat sisa-sisa dari *optic disk* yang tidak terhapus secara sempurna.



Gambar 4.12 Sampel hasil klasifikasi *exudate-free patch* yang terdeteksi benar.



Gambar 4.13 Sampel hasil klasifikasi *exudate patch* yang terdeteksi sebagai *exudate-free patch*.

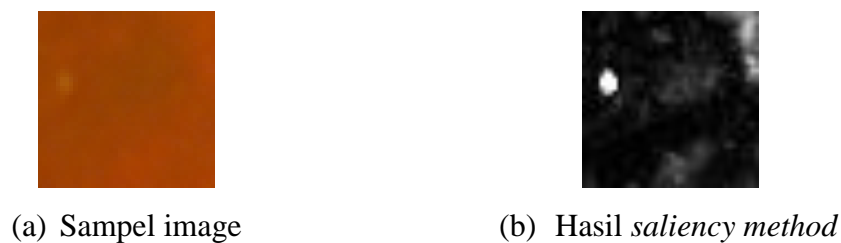
Gambar 4.12 merupakan sampel hasil klasifikasi *exudate-free patch* yang terdeteksi benar sebagai blok gambar yang tidak mengandung *exudates*. Akan tetapi, dalam proses klasifikasi, terdapat blok yang seharusnya diklasifikasikan sebagai blok positif, tetapi terdeteksi sebagai blok negatif yang tidak mengandung

exudates sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 4.13. Hal tersebut dikarenakan intensitas gambar yang relatif rendah dan ukuran *exudates* yang sangat kecil sehingga gagal dideteksi sebagai blok yang mengandung *exudates*.

4.6 Segmentasi *Exudate*

4.6.1 *Saliency Method*

Segmentasi *exudate* dilakukan setelah memperoleh sub-sub image yang dikategorikan sebagai *exudate patch*. Dalam proses saliency method, inputan yang digunakan berupa *RGB color space*. Hasil dari proses sebelumnya hanya mengambil posisi dari *patch* yang telah diklasifikasi. *Exudate patch* merupakan sub image yang mengandung *exudates* sehingga dalam proses selanjutnya sub image tersebut akan disegmentasi menggunakan *saliency method*. *Exudate-free patch* yang merupakan sub image yang tidak mengandung *exudates* tidak akan disegmentasi karena diasumsikan sebagai *background* dari gambar. Contoh dari sampel image *exudate patch* setelah menerapkan metode saliency ditunjukkan pada Gambar 4.14.



Gambar 4.14 *Salient image*.


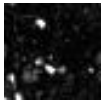

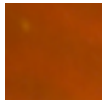


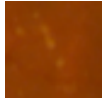
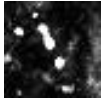

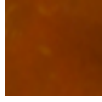


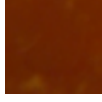





Segmentasi yang dilakukan dengan menggunakan metode saliency dapat menonjolkan warna-warna yang kontras pada suatu gambar. Jika warna tersebut cenderung unik atau berbeda dengan warna lainnya, maka warna unik tersebut dapat lebih terlihat setelah dilakukan proses saliency.

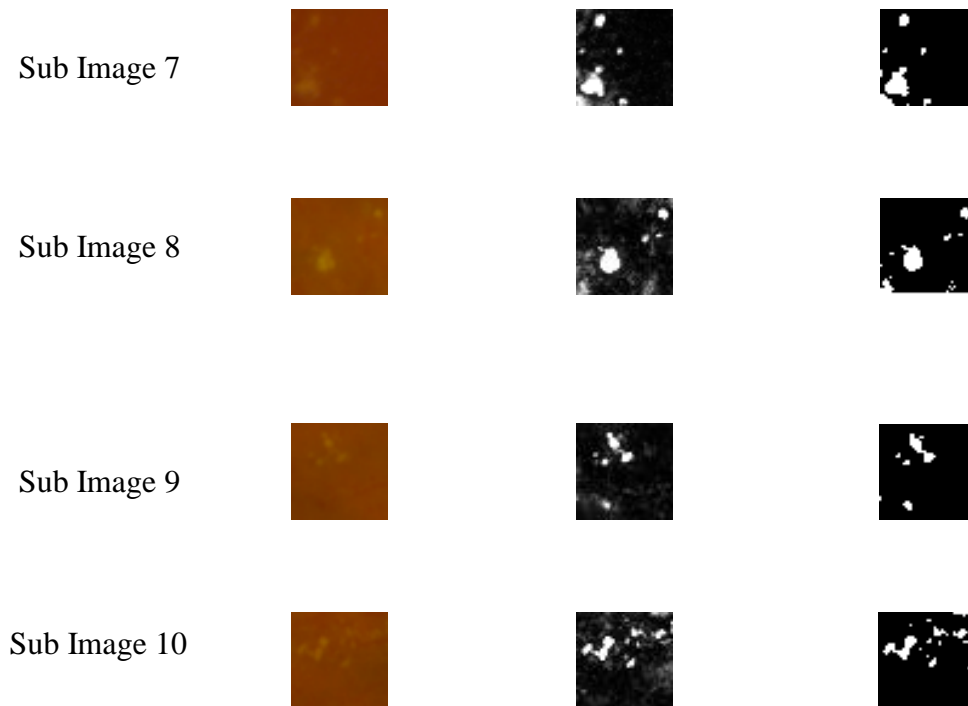
4.6.2 *Renyi Entropi Thresholding*

Setelah proses saliency, akan dilakukan thresholding untuk segmentasi *exudates* dan *background*. Thresholding yang digunakan adalah renyi entropi

thresholding, di mana rennyi entropi memiliki parameter ρ yang berada pada rentang 0 – 1 sebagai parameter penyeimbang. Kualitas nilai threshold yang diperoleh sangat bergantung pada parameter tersebut. Tabel 4.1 menunjukkan hasil segmentasi yang dilakukan pada beberapa sampel sub-image dengan menggunakan saliency method dan rennyi entropi thresholding dimana nilai ρ yang menjadi parameter penyeimbang adalah 0.05.

Tabel 4.1 hasil segmentasi blok

Sampel	Input image	Salient Image	Renyi thresholding
Sub Image 1			
Sub Image 2			
Sub Image 3			
Sub Image 4			
Sub Image 5			
Sub Image 6			

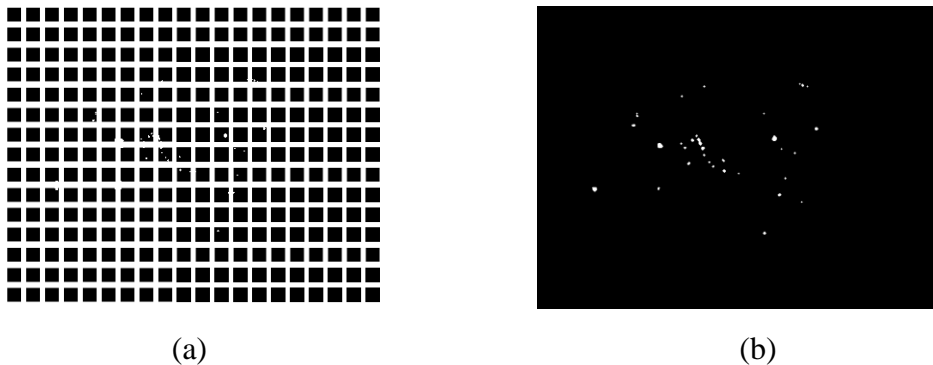


Berdasarkan hasil yang diperoleh, segmentasi dengan menggunakan metode saliency dan renyi entropi dapat mendeteksi *exudates*. Hal tersebut ditandai dengan hasil segmentasi yang cukup bagus dalam melakukan segmentasi terhadap *exudates* yang berukuran kecil. Akan tetapi masih terdapat objek yang bukan *exudates* tetapi terdeteksi sebagai *exudates* baik itu berupa pembuluh darah, sisa *optic disk* yang tidak terhapus secara sempurna, maupun objek lainnya yang terdapat pada citra fundus retina. Dalam hal ini penentuan nilai parameter ρ pada renyi entropi thresholding menjadi sangat penting. Nilai parameter tersebut menjadi penentu kualitas dari nilai threshold yang dihasilkan. Jika nilai parameter tersebut optimal dalam proses segmentasi, maka oversegmentasi terhadap objek yang bukan *exudates* dapat diatasi.

Penentuan region atau area yang mengandung *exudates* juga sangat mempengaruhi hasil segmentasi. Hal tersebut disebabkan karena proses segmentasi hanya akan dilakukan terhadap blok citra (patch) yang mengandung *exudates*. Jika terdapat blok gambar yang tidak mengandung *exudates* (*exudate-free patch*) yang dikategorikan sebagai *exudate patch* (misklasifikasi), maka patch

tersebut juga akan disegmentasi dengan metode yang sama sehingga hal tersebut akan mempengaruhi kinerja sistem secara keseluruhan. Pada umumnya, *exudate-free patch* yang salah klasifikasi mengandung objek seperti pembuluh darah dan sisa *optic disk* yang tidak terhapus secara keseluruhan, sehingga pada saat segmentasi menggunakan metode saliency, pembuluh darah dan sisa *optic disk* yang memiliki warna yang cukup menonjol dibandingkan dengan objek lain dalam sub image tersebut akan tampak lebih jelas pada salient image sehingga pada saat segmentasi akhir dideteksi sebagai *exudates*.

Setelah semua *exudate patch* disegmentasi, maka proses terakhir adalah menggabungkan kembali sub-sub image menjadi satu gambar utuh kemudian dievaluasi hasil segmentasi dengan memperhitungkan nilai akurasi, sensitivity, dan specificity.







Gambar 4.15 Hasil akhir proses segmentasi. (a) Hasil segmentasi setiap patch. (b) Hasil akhir setelah penggabungan.

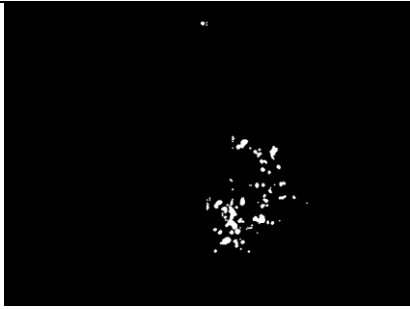
4.7 Analisa Hasil Penelitian

Evaluasi kinerja dari segmentasi berdasarkan pada kinerja sensitivity, specificity dan accuracy. Dimana hasil segmentasi dikatakan semakin mendekati *ground truth* jika nilai sensitivity, specificity, dan akurasi semakin mendekati angka seratus persen (100%). Rumus persamaan perhitungan terdapat pada Persamaan 3.2, 3.3, dan 3.4. Data yang diujikan adalah database DiaretDB1 dengan citra yang mengandung *exudates*. Dataset dibagi menjadi tiga subset dengan image yang berbeda-beda. Jika subset satu menjadi data testing, maka dua

subset lainnya menjadi data training. Tabel 4.2 adalah tabel hasil penelitian yang memperlihatkan hasil evaluasi segmentasi *exudate*.

Tabel 4.2 Tabel hasil penelitian

No	Sampel Image	Hasil evaluasi (%)	Hasil segmentasi
1.	Sampel 1	Sensitivity = 79.53 Specificity = 99.66 Accuracy = 99.61	
2.	Sampel 2	Sensitivity = 84.44 Specificity = 99.87 Accuracy = 99.86	
3.	Sampel 3	Sensitivity = 81.68 Specificity = 99.56 Accuracy = 99.52	
4.	Sampel 4	Sensitivity = 79.45 Specificity = 99.65 Accuracy = 99.63	

5.	Sampel 5	Sensitivity = 69.12 Specificity = 99.76 Accuracy = 99.52	
----	----------	--	--

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada Tabel 4.1, diketahui bahwa hasil segmentasi dipengaruhi beberapa hal. Untuk mendapatkan hasil segmentasi yang optimal, klasifikasi sub image menjadi faktor penting. Dalam penelitian ini, proses klasifikasi tersebut masih kurang optimal yang ditandai dengan adanya sub image yang tidak mengandung *exudates* akan tetapi diklasifikasikan sebagai *exudate patch*. Begitu pula sebaliknya. Pada gambar yang memiliki tingkat intensitas yang kurang bagus atau gambar memiliki warna yang cukup gelap, klasifikasi sub-image tidak begitu bagus sehingga hasil segmentasinya juga kurang bagus.

Segmentasi sub-sub image dengan menggunakan metode saliency terbilang cukup bagus karena *exudates* yang memiliki ukuran yang kecil dapat disegmentasi dengan baik. Hal tersebut dipengaruhi oleh intensitas *exudates* yang lebih tinggi dibandingkan dengan background pada sub image sehingga dengan menggunakan metode saliency, warna-warna yang mencolok dapat lebih menonjol dibandingkan yang lain. Akan tetapi, ketika sub image negatif dikategorikan sebagai sub image positif, maka objek-objek lain yang bukan *exudates* yang memiliki warna yang berbeda dengan objek lainnya dalam suatu gambar akan ikut terdeteksi.

4.7.1 Hasil Uji Coba 1

Salah satu tahapan dalam penelitian ini adalah membagi citra menjadi blokblok yang lebih kecil. Pada percobaan ini, akan dilakukan perbandingan terhadap hasil segmentasi dengan membandingkan hasil yang diperoleh dengan menggunakan metode yang diajukan dengan hasil yang diperoleh tanpa membagi

image atau dengan kata lain langsung melakukan segmentasi *exudates* terhadap keseluruhan citra.

Tabel 4.3 Tabel perbandingan hasil evaluasi berdasarkan tahapan segmentasi

Tahapan segmentasi	Akurasi (%)	Waktu proses (detik)
Segmentasi saja	97.56	549.79
ROI + segmentasi	99.63	130.75

Berdasarkan data yang diperoleh pada Tabel 4.3, segmentasi dengan terlebih dahulu mencari *Region of Interest (ROI)* memperlihatkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan langsung melakukan segmentasi *exudates* terhadap keseluruhan gambar. Hal tersebut disebabkan karena dengan melakukan pencarian area yang mengandung *exudates*, maka proses segmentasi akan lebih fokus. Metode saliency yang terbilang cukup baik dalam menonjolkan warna-warna yang unik pada gambar menunjukkan performa yang kurang baik jika segmentasi langsung dilakukan tanpa adanya proses pencarian ROI terlebih dahulu. Selain waktu yang diperlukan cukup lama, hasil segmentasi yang diperoleh sangat kurang. Hal tersebut disebabkan ukuran dari *exudates* yang cukup kecil jika dibandingkan dengan keseluruhan image dan terdapat objek-objek lain pada gambar yang memiliki ukuran yang lebih besar sehingga metode saliency tidak dapat meng*highlight* warna dari *exudates*.

4.7.2 Hasil Uji Coba 2

Ukuran blok yang digunakan dalam proses pembagian citra menjadi salah satu parameter yang cukup penting. Dalam percobaan ini, akan dilakukan perbandingan terhadap nilai akurasi, sensitivity, dan specificity dengan menggunakan beberapa ukuran blok. Ukuran blok yang ditetapkan tidak boleh sangat kecil dan tidak pula sangat besar. Ukuran blok yang digunakan adalah 32x32 piksel, 40x40 piksel, dan 48x64 piksel.

Tabel 4.4 Perbandingan hasil evaluasi berdasarkan ukuran blok

Ukuran Blok (piksel)	Akurasi (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
32x32	98.95	75.20	99.07
40x40	99.63	83.23	99.57
48x64	98.29	80.13	98.42

Berdasarkan Tabel 4.4, diperoleh hasil bahwa penentuan ukuran blok citra mempengaruhi hasil segmentasi. Ukuran blok yang digunakan tidak boleh terlalu kecil dan tidak boleh pula terlalu besar. Jika ukuran blok citra terlalu kecil, maka citra yang mengandung *exudates* dengan ukuran yang cukup besar dapat gagal dideteksi. Sebaliknya jika ukuran blok citra terlalu besar, *exudates* yang memiliki ukuran yang sangat kecil dapat gagal dideteksi. Hal tersebut disebabkan karena ukuran blok yang besar cenderung mengandung pembuluh darah dan *exudates* yang berukuran sangat kecil sehingga pembuluh darah yang ada dalam blok tersebut lebih mendominasi yang mengakibatkan kesalahan dalam proses pengklasifikasian blok tersebut.

Ukuran blok terbaik yang diperoleh dalam penelitian ini adalah 40x40 piksel ditandai dengan hasil evaluasi berupa rata-rata nilai akurasi, sensitivity, dan specificity yang lebih tinggi dibandingkan dengan menggunakan ukuran blok lainnya yaitu akurasi 99.63%, sensitivity 83.23%, dan 99.57%.

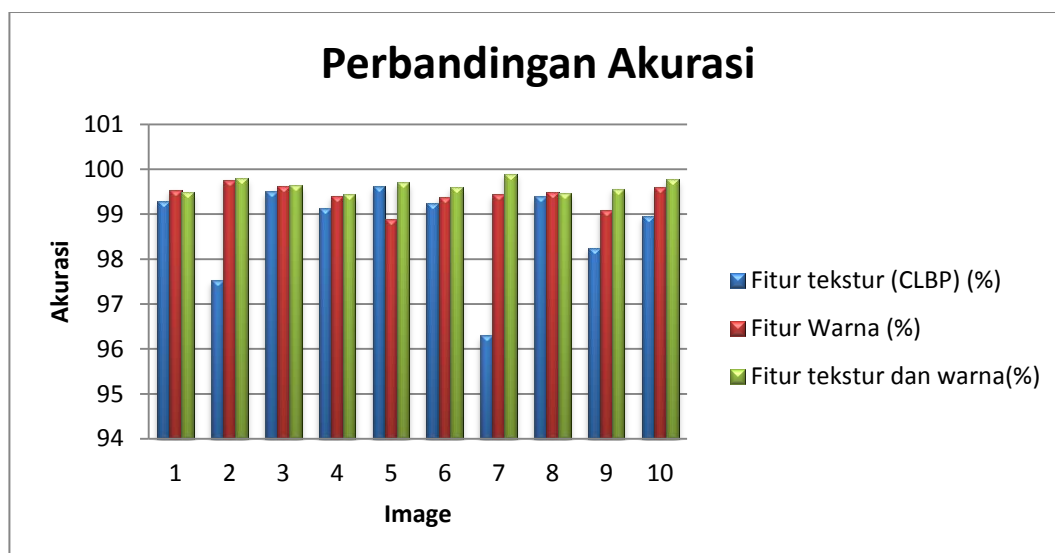
4.7.3 Hasil Uji Coba 3

Metode yang digunakan pada penentuan region *exudates* memanfaatkan fitur tekstur dan warna. Pada uji coba ini, akan dilakukan perbandingan terhadap nilai akurasi, sensitivity, dan specificity dengan menggunakan satu fitur saja dan menggunakan gabungan antara fitur CLBP dan warna. dalam hal ini fitur tekstur yang diperoleh dengan menggunakan metode CLBP serta fitur warna yang diperoleh dengan memanfaatkan histogram dari citra dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.5 Tabel perbandingan hasil evaluasi berdasarkan fitur

Fitur yang digunakan	Akurasi (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
Fitur tekstur (CLBP)	98.71	77.72	99.25
Fitur warna	99.42	74.05	99.07
Fitur tekstur dan warna	99.63	83.23	99.57

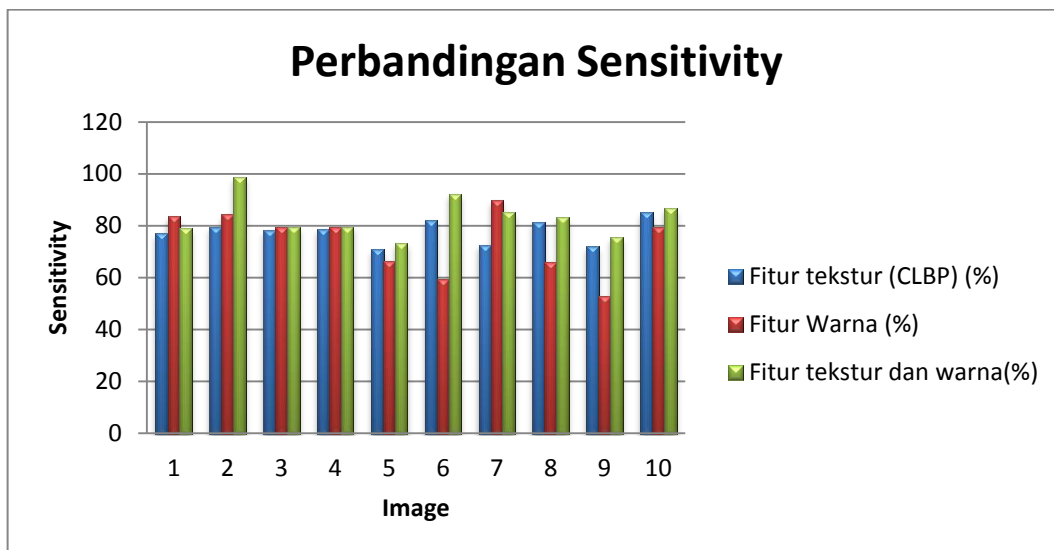
Berdasarkan Tabel 4.5, diperoleh hasil bahwa penggunaan fitur tekstur dan warna menghasilkan segmentasi yang lebih baik dibandingkan dengan hanya menggunakan salah satu fitur. Hasil segmentasi sangat dipengaruhi oleh keakuratan pengklasifikasian blok image sebagai tahapan awal sebelum proses segmentasi dilakukan. Dari tiga nilai evaluasi yang diperoleh yaitu akurasi, sensitivity, dan specificity diperoleh hasil bahwa penggunaan dua fitur yang merupakan kombinasi antara fitur tekstur dan fitur warna menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan hanya menggunakan salah satu fitur saja.



Gambar 4.16 Grafik perbandingan akurasi.

Gambar 4.16 merupakan grafik perbandingan nilai akurasi yang diperoleh dengan menggunakan dua fitur yaitu fitur tekstur dan fitur warna dengan nilai

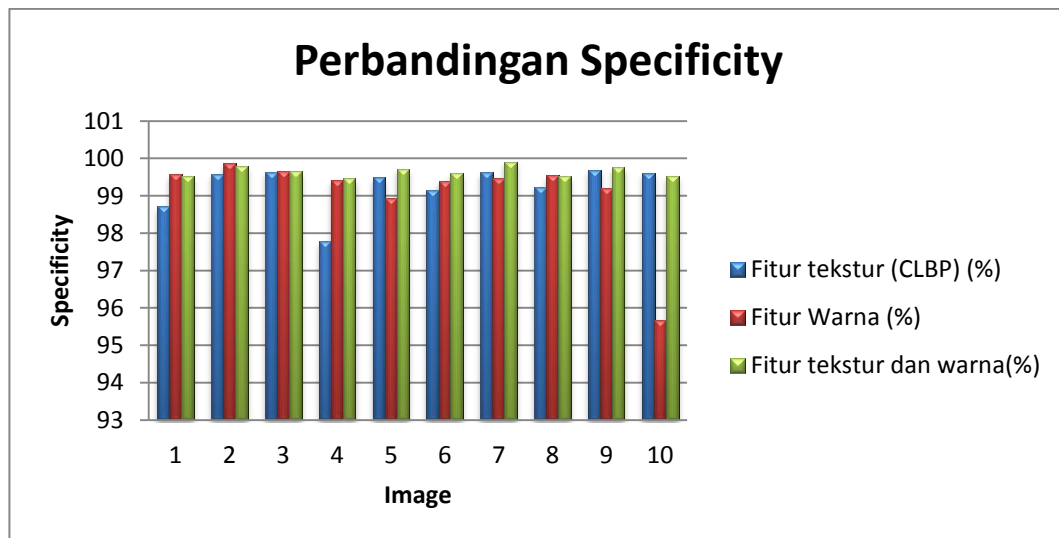
akurasi yang diperoleh dengan menggunakan salah satu fitur saja, baik hanya menggunakan fitur tekstur maupun hanya menggunakan fitur warna. Rata-rata nilai akurasi yang diperoleh adalah 99.63% dengan menggunakan dua fitur. Sedangkan untuk penggunaan fitur tekstur, rata-rata nilai akurasi yang diperoleh adalah 98.71% dan rata-rata nilai akurasi untuk fitur warna adalah 99.42%. Penggunaan kombinasi fitur tekstur dan fitur warna cenderung lebih baik jika dilihat dari nilai akurasi yang diperoleh. Hampir semua gambar yang diuji memperoleh nilai akurasi yang lebih tinggi dengan menggunakan dua fitur. Grafik tersebut juga menunjukkan bahwa dalam penggunaan satu fitur, nilai akurasi yang diperoleh dengan menggunakan fitur warna lebih tinggi jika dibandingkan dengan nilai akurasi yang diperoleh dengan menggunakan fitur tekstur.



Gambar 4.17 Grafik perbandingan sensitivity.

Gambar 4.17 merupakan grafik perbandingan nilai sensitivity yang diperoleh menggunakan dua fitur yaitu fitur tekstur dan warna dengan nilai sensitivity yang diperoleh dengan menggunakan salah satu fitur saja. Terdapat beberapa gambar yang memiliki nilai sensitivity yang lebih tinggi ketika menggunakan satu fitur, yaitu fitur warna. Dapat dilihat pada grafik di atas bahwa image 1 dan image 7 memiliki nilai sensitivity yang lebih tinggi dibandingkan dengan menggunakan fitur tekstur dan menggunakan kombinasi dari dua fitur.

Hal ini dipengaruhi oleh karakteristik gambar, dimana kontras antara *exudates* dan *background* lebih tinggi pada kedua gambar tersebut. Akan tetapi, terdapat pula beberapa gambar yang memiliki nilai sensitivity di bawah 70% pada penggunaan fitur warna. Gambar tersebut adalah image 5, 6, 8, dan 9. Hasil yang diperoleh dipengaruhi oleh ukuran exudate yang cukup kecil serta intensitas yang tidak merata pada gambar-gambar tersebut. Rata-rata nilai sensitivity untuk penggunaan fitur warna adalah 74.05%. Pada penggunaan satu fitur, performa fitur tekstur cenderung lebih baik ditandai dengan rata-rata nilai sensitivity yang dihasilkan yaitu 77.72%. Akan tetapi, secara keseluruhan, penggunaan kombinasi fitur tekstur dan warna lebih baik dibandingkan dengan menggunakan salah satu fitur saja, dimana rata-rata nilai sensitivity yang diperoleh dengan dua fitur adalah 83.23%



Gambar 4.18 Grafik perbandingan specificity.

Gambar 4.18 di atas merupakan grafik perbandingan nilai specificity yang diperoleh dengan menggunakan dua fitur yaitu fitur tekstur dan warna dengan nilai akurasi yang diperoleh dengan menggunakan satu fitur saja. Secara garis besar, nilai specificity dengan dua fitur lebih tinggi dibandingkan satu fitur. Rata-rata nilai specificity yang diperoleh dengan dua fitur adalah 99.57% sedangkan

99.25% untuk fitur tekstur dan 99.07%. Nilai specificity menunjukkan performa sistem dalam mendeteksi area yang tidak mengandung *exudates*.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Berdasarkan hasil uji coba 1, proses segmentasi yang dilakukan dengan melakukan pencarian terhadap area yang mengandung *exudates* sebelum proses segmentasi, memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan langsung melakukan segmentasi *exudates* terhadap keseluruhan image.
2. Berdasarkan hasil uji coba 2, ukuran blok gambar mempengaruhi hasil segmentasi, dimana ukuran yang menghasilkan nilai performa yang paling tinggi adalah 40x40 piksel.
3. Berdasarkan hasil uji coba 3, pengklasifikasian sub image dipengaruhi oleh faktor intensitas gambar sehingga gambar yang memiliki intensitas yang tidak merata menghasilkan segmentasi yang tidak begitu optimal. Selain itu, pada penggunaan metode saliency, *exudates* dapat lebih terlihat jelas karena exudate memiliki warna yang cukup cerah, akan tetapi objek-objek lain yang berada pada blok image yang sama dapat ikut terdeteksi sehingga diperlukan metode thresholding yang lebih optimal untuk mengurangi oversegmentasi.
4. Segmentasi dengan menggunakan dua fitur lebih optimal dibandingkan hanya menggunakan satu fitur saja dengan nilai akurasi, sensitivity, dan specificity masing-masing 99.63 %, 83.23%, dan 99.57%.

5.2 Saran

Untuk meningkatkan akurasi pendeteksian exudate, klasifikasi sub image dapat menggunakan metode pengklasifikasian yang lebih baik karena hasil segmentasi sangat dipengaruhi oleh hasil pengklasifikasian sub-sub image.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR PUSTAKA

<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs312/en/> (diakses pada 24 Januari 2018)

- Achanta, R., Hemami, S., Estrada, F., Sabine, S., & Epfl, D. L. (2009). Frequency-tuned Salient Region Detection, *CVPR 2009. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1597–1604.
- Banerjee, S., & Kayal, D. (2016). Detection of Hard Exudates using Mean Shift and Normalized Cut Method. *Integrative Medicine Research*, 36(4), 679–685. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2016.07.001>
- Geetharamani, R., & Balasubramanian, L. (2016). Retinal Blood Vessel Segmentation Employing Image Processing and Data Mining Techniques for computerized Retinal Image Analysis. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 36(1), 102–118. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2015.06.004>
- Guo, Z., Zhang, L., & Zhang, D. (2010). A Completed Modeling of Local Binary Pattern, *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(6), 1657–1663.
- Hakim, L. (2014). *Segmentasi Pembuluh Darah Retina Pada Citra Fundus Menggunakan Gaussian Pyramid dan Phase Congruency*. Tesis., Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Harangi, B., & Hajdu, A. (2014). Automatic Exudate Detection by fusing multiple active contours and regionwise classification. *Computers in Biology and Medicine*, 54, 156–171. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2014.09.001>
- Itti, L., Koch, C., & Niebur, E. (1998). A Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence*, 20(11), 1254–1259.
- Kapur, J. N., Sahoo, P. K., & Wong, A. K. C. (1985). A New Method for Gray-level Picture Thresholding using the Entropy of the Histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29(3), 273–285. [https://doi.org/10.1016/0734-189X\(85\)90125-2](https://doi.org/10.1016/0734-189X(85)90125-2)
- Kauppi, T., Kalesnykiene, V., Kamarainen, J.-K., Lensu, L., Sorri, I., Raninen, A., ... Pietila, J. (2007). the DIARETDB1 Diabetic Retinopathy Database and

- Evaluation Protocol. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2007*, 15.1-15.10. <https://doi.org/10.5244/C.21.15>
- Kaur, J., & Mittal, D. (2017). A Generalized Method for the Segmentation of Exudates from Pathological Retinal Fundus Images. *Integrative Medicine Research*, 38(1), 27–53. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2017.10.003>
- Kavitha, J. C. (2016). Texture and Color Feature Extraction for Classification of Melanoma using SVM. *International Conference on Computing Technologies and Intelligent Data Engineering*. 2016.
- Liu, P., Guo, J., Chamnongthai, K., & Prasetyo, H. (2017). Fusion of Color Histogram and LBP-based Features for Texture Image Retrieval and Classification. *Information Sciences*, 390, 95–111. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.01.025>
- Liu, Q., Zou, B., Chen, J., Ke, W., Yue, K., & Chen, Z. (2017). A Location-to-segmentation Strategy for Automatic Exudate Segmentation in Colour Retinal Fundus Images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 55, 78–86. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2016.09.001>
- Ojala, T. (2002). Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 971–987.
- Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods. (2006). *Digital Image Processing Third Edition*. Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, NJ, USA.
- Roy, K., & Mukherjee, J. (2013). Image Similarity Measure using Color Histogram , Color Coherence Vector , and Sobel Method, *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 2(1), 538–543.
- Tjandrasa, H., & A, P. L. (2016). Classification of Non-Proliferative Diabetic Retinopathy Based on Features Extracted from Red Lesion Segmentation Classification of Non-Proliferative Diabetic Retinopathy Based on Features Extracted from Red Lesion Segmentation, *Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Engineering & Mathematical Sciences*, (July), 407–411.
- Tjandrasa, H., Wijaya, A. Y., Ariesianti, I., & Salyasari, N. D. (2013). Segmentation Of Hard Exudates In Retinal Fundus Images Using Fuzzy C-

- Means Clustering With Spatial, *The Proceedings of The 7th ICTS 2013*, 39–44.
- Wei, Y., Wen, F., Zhu, W., & Sun, J. (2012). Geodesic Saliency Using Background Priors. *Computer Vision-ECCV 2012. Springer*, pp. 29–42.
- Win, K. Y., & Choomchuay, S. (2017). Automated Detection of Exudates using Histogram Analysis for Digital Retinal Images. *2016 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, ISPACS 2016*. <https://doi.org/10.1109/ISPACS.2016.7824768>

BIOGRAFI PENULIS



Nahya Nur. Anak bungsu dari tiga bersaudara, lahir di Polewali, 5 November 1991 dari pasangan Drs. H. Hasanuddin Yasin, M.Si., dan Dra Hj. Nahalijah. Mulai menjejaki dunia pendidikan formal di TK Perwanida. Tahun 1998 bersekolah di SDN 066 Pekkabata dan lulus pada tahun 2004. Tahun 2004-2007 melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 1 Polewali dan menghabiskan masa sekolah menengah atas di SMA Negeri 3 Polewali selama tiga tahun (2007-2010). Tahun 2010 tercatat sebagai mahasiswa Program Studi S1 Teknik Informatika, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Hasanuddin, Makassar. Kemudian penulis melanjutkan pendidikan S2 Jurusan Teknik Informatika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya pada tahun 2016. Penulis dapat dihubungi melalui email: nnahya16@gmail.com.